

FUNDAMENTOS TEÓRICOS PARA EL DESARROLLO DE UN MODELO QUE
PERMITA EL ENRUTAMIENTO DE VEHÍCULOS CON VENTANAS DE TIEMPO
APOYADOS EN ALGORITMOS GENÉTICOS

JUAN ESTEBAN PELÁEZ MARTÍNEZ

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN
PEREIRA
2018

FUNDAMENTOS TEÓRICOS PARA EL DESARROLLO DE UN MODELO QUE
PERMITA EL ENRUTAMIENTO DE VEHÍCULOS CON VENTANAS DE TIEMPO
APOYADOS EN ALGORITMOS GENÉTICOS

MONOGRAFÍA REALIZADA PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE INGENIERO DE
SISTEMAS Y COMPUTACIÓN

PhD OMAR IVÁN TREJOS BURITICÁ
INGENIERO DE SISTEMAS

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
INGENIERÍA EN SISTEMAS Y COMPUTACIÓN
PEREIRA

2018

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	5
1. GENERALIDADES	6
1.1 TÍTULO DE LA TESIS	6
1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	6
1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	7
1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO.....	8
1.4.1 Objetivo General	8
1.4.2 Objetivos Específicos	8
1.5 METODOLOGÍA	8
1.6 CRONOGRAMA	9
1.7 PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN	9
2. DESCRIPCIÓN GENERAL	10
3. MARCO TEÓRICO.....	20
3.1. PROBLEMA DEL AGENTE VIAJERO (TSP)	20
3.1.1 Historia	21
3.2. EL PROBLEMA DE ENRUTAMIENTO DE VEHÍCULOS (VRP).....	24
3.2.1 Historia	27
3.2.2 Variantes Del Problema De Enrutamiento De Vehículos (VRP)	28
3.3. PROBLEMA CON VENTANAS DE TIEMPO (VRPTW).....	31
3.3.1 Generalizaciones de la VRPTW	33
3.4. HEURÍSTICAS Y METAHEURÍSTICAS	35
3.5. METAHEURÍSTICAS.....	38
3.6. ALGORITMO GENÉTICO	41
3.6.1 Ventajas de los Algoritmos Genéticos	43
3.6.2 Desventajas de los Algoritmos Genéticos	44
3.6.3 Operadores Genéticos	45
3.6.4 Operadores genéticos en el Problema Del Agente Viajero (TSP)	51

3.7. EVALUACIÓN DE ALGORITMOS.....	57
4. CONCLUSIONES.....	61
5. RECOMENDACIONES	64
BIBLIOGRAFÍA	65

TABLA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Juego Icosian.....	22
Ilustración 2: Problema de enrutamiento de vehículos con un único depósito.....	27
Ilustración 3: Tipos de VRP Homogéneo.	28
Ilustración 4: Tipos de VRP Heterogéneo.....	30
Ilustración 5: Algoritmo heurístico basado en búsqueda local.	38
Ilustración 6: Selección por ruleta.....	47
Ilustración 7: Cruce de 1 punto.	49
Ilustración 8: Cruce de 2 puntos.	49
Ilustración 9: Cruce Uniforme.....	50
Ilustración 10: Mutación.....	50

INTRODUCCIÓN

En la actualidad uno de los enfoques principales es buscar minimizar costos y optimizar operaciones logísticas, lo que hace más interesante el estudio del problema de enrutamiento de vehículos (VRP). El estudio de este tipo de problemas permite que las empresas puedan optimizar no solo el tiempo que demoran en realizar sus empleados los diferentes recorridos, sino además cumplir con las metas económicas establecidas, reflejadas de diversas formas, una de ellas representada en la disminución del consumo de combustible de los vehículos en el recorrido, lo que generaría una disminución en los recursos económicos de la compañía, además de permitir que se ofrezca un servicio oportuno.

Los problemas del agente viajero (TSP) y enrutamiento de vehículos (VRP) han sido de gran importancia y utilidad para encontrar soluciones factibles, lo cual se ha convertido en un reto para los investigadores puesto que a pesar de tener un planteamiento simple encontrar una solución a los problemas de reducción de costos y optimización de rutas es complejo, ya que depende de las diferentes restricciones que se puedan apreciar dentro del problema, como la cantidad de nodos, el tipo del servicio, las ventanas de tiempo, entre otros factores, lo que impulsa a que se haga más énfasis en la búsqueda de nuevas soluciones a los problemas relacionados con el VRP, por lo cual en esta monografía se dan las bases para el entendimiento de los conceptos básicos asociados al problema del agente viajero (TSP), problema de enrutamiento de vehículos (VRP), problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) y demás variantes, los métodos de solución de dichos problemas como los algoritmos genéticos y criterios para realizar la evaluación de estos algoritmos.

1. GENERALIDADES

1.1 TÍTULO DE LA TESIS

Fundamentos teóricos para el desarrollo de un modelo que permita el enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo apoyados en algoritmos genéticos.

1.2 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

El problema del agente viajero (TSP) plantea la búsqueda de la ruta más corta para atravesar ciertas ciudades pasando una única vez por cada una de ellas y regresando al punto de origen; este problema ha causado gran interés a informáticos y matemáticos, ya que es fácil de describir pero difícil de resolver, es por esto que se han formulado gran cantidad de algoritmos que permitan encontrar una solución óptima a dicho problema.

Con base al planteamiento del TSP, se ha generalizado dicho problema para realizar la búsqueda del diseño de las rutas óptimas de entrega o recolección de uno o más depósitos a un número de ciudades o clientes geográficamente dispersos, el cual es llamado Problema de Enrutamiento de Vehículos (VRP) y busca minimizar el costo total de la ruta que debe realizar una flota de vehículos para entregar a un conjunto dado de clientes. Este problema puede estar sujeto a diversas restricciones tales como, el número de vehículos, lugares de destino y demanda de los clientes.

El problema del VRP presenta diversas variaciones, entre las que se encuentra, el problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) en el cual existe un periodo de tiempo asociado a cada cliente, definiendo un intervalo dentro del cual el cliente debe ser atendido.

Los problemas anteriormente mencionados son considerados difíciles de resolver y por lo tanto dentro de la optimización combinatoria son clasificados como problemas NP-Hard, ya que es difícil obtener una solución eficiente; así mismo dentro de la teoría de la complejidad computacional se catalogan como NP-Complejos, lo que indica que no se puede garantizar encontrar la mejor solución en un tiempo de cómputo razonable, ya que este aumenta exponencialmente, generando así la búsqueda de soluciones aproximadas, para lo cual, es conveniente emplear algoritmos genéticos o métodos heurísticos y metaheurísticos que aplican el conocimiento del problema para acercarse a la solución de este en un tiempo razonable. Por lo tanto, en esta monografía se darán las bases teóricas acerca del VRPTW y los conceptos de los diferentes algoritmos utilizados a la hora de buscar una solución óptima.

1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Los problemas del agente viajero (TSP) y enrutamiento de vehículos (VRP) han sido de gran importancia y utilidad, ya que existe gran variedad de aplicaciones relacionadas con las áreas de la industria, logística, transporte y genética; lo cual ha sido un reto para los investigadores puesto que a pesar de tener un planteamiento simple encontrar su solución ha sido complejo, ya que depende de las diferentes restricciones que se puedan apreciar dentro del problema, como la cantidad de nodos, el tipo del servicio, las ventanas de tiempo, entre otros factores.

A través de los años se ha intentado encontrar soluciones óptimas con ayuda de los algoritmos genéticos para los problemas de enrutamiento de vehículos (VRP) y los problemas de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW), en la actualidad existen diversas investigaciones en las que se han propuesto varias formas de implementarlos, con el fin de encontrar la mejor solución o una óptima, es por esto que dichas implementaciones incluyen algoritmos híbridos que

complementados con otras metodologías permiten que la búsqueda de las soluciones sea más eficiente.

En este trabajo se pretende condensar la información correspondiente a los problemas del agente viajero (TSP), enrutamiento de vehículos (VRP) y enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW), así como conceptos asociados a los algoritmos genéticos utilizados a la hora de dar solución a los problemas de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW).

1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO

1.4.1 Objetivo General

Desarrollar una monografía que permita condensar los fundamentos teóricos para la formulación de un modelo que permite el enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo apoyado en algoritmos genéticos.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Explicar los conceptos de TSP, VRP y VRPTW.
- Investigar y dar a conocer los diferentes conceptos relacionados a los algoritmos genéticos utilizados para la búsqueda de la solución óptima a los problemas de VRPTW.
- Describir casos de prueba utilizados para evaluar las soluciones generadas.

1.5 METODOLOGÍA

Para la realización de este proyecto de grado se hará uso de la técnica inmersión bibliográfica, a través de la cual se buscará y revisará bibliografía que hable acerca de los problemas del agente viajero (TSP), problemas de enrutamiento de vehículos (VRP), problemas de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) y los diversos algoritmos utilizados para encontrar soluciones óptimas.

Para llevar a cabo una buena inmersión bibliográfica, se utilizará la estrategia del Análisis Documental Fundamentado, para lo cual se revisará informes de seminarios, investigaciones, artículos o libros que puedan ser referenciados.

Dentro de las categorías propuestas para la investigación cualitativa, el proyecto se realizará por el método de la teoría fundamentada, la cual trata de descubrir teorías, conceptos e hipótesis de investigaciones o marcos teóricos existentes.

1.6 CRONOGRAMA

Para la realización del proyecto, se estima un tiempo máximo de 5 semanas.

CRONOGRAMA	SEMANAS				
	1	2	3	4	5
Elaboración ficha técnica					
Estudio del TSP, VRP y VRPTW					
Estudio de Algoritmos Genéticos					
Investigación Casos de Prueba					
Conclusiones					

1.7 PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN

El proyecto contará con un estudiante del programa de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Universidad Tecnológica de Pereira, el cual será asesorado por un docente del programa anteriormente mencionado.

Los recursos tecnológicos se describirán a continuación:

CANTIDAD	RECURSO	VALOR	PROVEEDOR
1	Computador	1'500.000	Juan Esteban Peláez
-	Acceso a Internet	80.000	Juan Esteban Peláez
-	Acceso Biblioteca	-	UTP
-	Papelería	50.000	Juan Esteban Peláez
TOTAL		1'630.000	

2. DESCRIPCIÓN GENERAL

Los algoritmos genéticos a través de los años han mostrado que tienen la capacidad de encontrar soluciones óptimas para los problemas del agente viajero (TSP) y su variante el problema de ruteo (VRP) muchas de las investigaciones que se conocen hasta hoy han propuesto diversas formas de implementarlos, con el fin de encontrar la mejor solución o la óptima respuesta con un alto nivel de facilidad, por esta razón las implementaciones han ido más allá y muchos de estos estudios se han dirigido hacia el desarrollo de algoritmos híbridos que en conjunto con otras metodologías permitan que la búsqueda de estas soluciones sea más eficiente.

El problema del agente viajero (TSP) es un problema de optimización combinatoria computacional que a pesar de tener un planteamiento simple ha sido de gran importancia, no solo por la complejidad de su resolución en comparación con otros problemas, sino por la gran variedad de aplicaciones que este poseen, muchas de estas, relacionadas en áreas como la industria, la logística, el transporte y la genética; siendo un reto para investigadores desde hace varios años, debido a que no se ha encontrado ningún algoritmo que lo resuelva en un tiempo polinómico, pues el nivel de complejidad está ligado a la cantidad de nodos estimados y a las diferentes restricciones que se puedan apreciar, como la ubicación de los nodos, las ventanas de tiempo, el tipo de servicio, entre otros factores, que debido al contexto del problema tratado pueden variar.

El estudio de este tipo de problemas permite que las empresas puedan optimizar no solo el tiempo que demoran en realizar sus empleados los diferentes recorridos, sino además cumplir con las metas económicas establecidas, reflejadas de diversas formas, una de ellas representada en la disminución del consumo de combustible de los vehículos en el recorrido, lo que generaría una disminución en los recursos económicos de la compañía, además de permitir que

se ofrezca un servicio oportuno y que se pueda tener control de cada una de las labores relacionadas con el recaudo.

Dicha tesis de maestría pretende llevar a cabo la realización de un prototipo de un algoritmo genético modificado para solucionar el problema de ruteo con ventanas de tiempo (VRPTW) y prioridad de metas, dado que algunas empresas que tienen empleados encargados del recaudo, requieren de mecanismos que consideren la optimización de los recursos disponibles para el desarrollo de las actividades asociadas al cumplimiento de rutas; en el caso concreto de esta tesis, se atenderán las necesidades basadas en los recursos económicos directamente relacionados con el gasto de combustible a lo largo de los recorridos.

Se espera solucionarlo mediante la implementación de un algoritmo genético siguiendo la línea de inteligencia artificial y desarrollándolo de forma clásica, llevando a cabo los procesos de selección, en el cual se determinan los padres aptos para pasar a la siguiente generación; de recombinación, en donde los genes de los padres se comparten para generar nuevos individuos candidatos y así determinar cuál de estos sigue en el proceso, teniendo en cuenta que posea la mejor función objetivo; y finalmente la mutación en donde se controla la factibilidad nuevamente y se emplea una tasa que es ajustable dentro de los parámetros generales del algoritmo con el fin de alterar alguno de los alelos de forma aleatoria. Los procesos anteriormente descritos son aplicados en la generación de rutas óptimas que cumplan con las condiciones de tiempo y prioridad de metas económicas.

Esta monografía apoyará el proceso del marco teórico de la tesis de maestría titulada: “Análisis y prototipado de un algoritmo genético modificado para solucionar el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) y prioridad de metas económicas.” desarrollada por Claudia Patricia Arias Hernández y Catalina Segura Londoño.

La empresa objeto de estudio de dicha tesis de maestría está encargada de planear la ruta que cada uno de sus cobradores debe recorrer para el recaudo de dinero. Se debe considerar que:

- Cada cobrador hace su recorrido en moto, por lo cual, hay que tener en cuenta las diferentes características que tenga cada una de ellas.
- Los clientes tienen una hora estipulada de atención para recibir al cobrador.
- Se debe balancear el número de clientes visitados por los funcionarios. Para poder realizar una distribución equitativa de carga laboral y así, el cálculo del monto de gasolina para cada funcionario será más fácil.
- Se tendrá un único centro de recolección desde el cual el cobrador debe iniciar y finalizar su jornada laboral.

Por lo tanto, se requiere hacer una planeación de rutas con el fin de optimizar los costos en gasolina, dado que la empresa mensualmente les da a todos sus cobradores un monto específico de dinero, donde no es posible determinar si es exactamente lo que cada empleado utiliza. Además se busca generar rutas óptimas que permita a los cobradores visitar la cantidad de clientes previstos, cumpliendo con las restricciones de tiempo.

Los objetivos de la tesis anteriormente mencionada son:

- Identificar mediante la implementación de un algoritmo genético, el comportamiento computacional en la solución del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW).
- Realizar un análisis de la metodología empleada para la generación de rutas en algunas de las empresas que ofrezcan servicios de recaudo.
- Realizar un análisis de sensibilidad con el fin de identificar, en qué casos al cambiar el valor de los parámetros se puede afectar la factibilidad de la solución óptima.
- Mostrar mediante el prototipo de un algoritmo genético los beneficios que proporciona en la búsqueda de una solución óptima a los problemas de ruteo

de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) y prioridad de metas económicas.

- Realizar modificaciones en los parámetros de control del algoritmo, como, por ejemplo, el tamaño de la población, con el fin de encontrar una buena solución.

El tipo de investigación que se realiza actualmente es cuantitativa y analítica, ya que se basa en datos numéricos y estadísticos sobre aquellos algoritmos genéticos que han encontrado soluciones al problema de rutas de vehículo (VRP) y rutas de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) y los tiempos computacionales empleados por estos, además de tomarse como referencia para el análisis, los datos de la empresa que fue seleccionada como caso de estudio.

En la búsqueda de mejorar y optimizar los algoritmos de rutas ya existentes se encuentran diversos estudios recientes como los siguientes:

En el artículo “Drivers-Inspired Ants for Solving the Vehicle Routing Problem with Time Windows”¹ se propone un método que combina dos fuentes de información dentro de la heurística de optimización de colonia de hormigas. Dicho método es aplicable a empresas que utilizan planificadores humanos para tomar decisiones acerca de las rutas y además, dichas empresas deseen pasar de una planificación manual a una por computadora sin alterar drásticamente los hábitos de los conductores. En este estudio se intenta aprovechar las prácticas de los operadores de transporte para lograr soluciones cercanas al mundo real y mantener un control humano sobre la forma en que se calculan y aplican las rutas óptimas.

En el documento “Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickups and Deliveries and Time Windows Considering Fuel Consumption and Carbon

¹ Bouallouche, D. Vioix, J. Busvelle, E. Millot, S. (2016). Drivers-Inspired Ants for Solving the Vehicle Routing Problem with Time Windows. 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, Pág. 1-6.

Emissions”² se estudia el problema de enrutamiento de vehículos con entregas simultáneas y ventanas de tiempo. Se propone un modelo matemático para describir dicho problema, en el cual se define la minimización del costo total como su función objetivo y decide cuantos vehículos son necesarios para atender a los clientes, que tipo de vehículo debe ser asignado a cada cliente y en qué orden deben ser atendidos. En la función objetivo el costo total está compuesto por el consumo de combustible y las emisiones de dióxido de carbono, el costo inicial de los vehículos, la depreciación de los mismos y el costo de personal. Se muestra un algoritmo genético mejorado diseñado para mejorar el problema, cuyos resultados muestran que se puede obtener una solución global satisfactoria.

En el artículo “Vehicle Routing with Time Windows Based on Two-Stage Optimization Algorithm”³ se propone un algoritmo de optimización de dos etapas con la ayuda del algoritmo de colonia de hormigas y el algoritmo heurístico de plug-in para resolver el problema de enrutamiento de vehículos. La primera etapa es el uso del algoritmo de colonia de hormigas para resolver el pre-camino y la segunda etapa es la segmentación de dicha pre-ruta basada en la distribución del cliente y las restricciones en el modelo, además de la re-optimización de una sub-ruta que toma la heurística aplicada según la clasificación de la ventana de tiempo. De acuerdo a la simulación realizada se encuentra que el algoritmo propuesto puede resolver la planificación del camino del vehículo con ventanas de tiempo fácil y eficaz en comparación con otros algoritmos. El algoritmo de dos etapas propuesto es un nuevo enfoque para el problema de rutas de vehículos.

Otro artículo en el que se presenta información importante relacionada con el tema es en “Vehicle Routing Problem with Time Windows: A Deterministic Annealing

² Gang, H. Zhijing, G. Peng, Y. Junqing, S. (2016). Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickups and Deliveries and Time Windows Considering Fuel Consumption and Carbon Emission. 2016 Chinese Control and Decision Conference, Pág 3000 – 3005.

³ Liao, L. Cai, X. Huang, H. Liu, Y. (2016). Vehicle Routing with Time Windows Based on Two-stage Optimization Algorithm. 2016 IEEE Chinese Control and Decision Conference, Pág 4741 – 4745.

approach”⁴ En este artículo los autores proponen una metodología de solución basada en el algoritmo de recocido determinístico (DA) aplicado al problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo. DA se adapta con facilidad a problemas de asignación de recursos. El algoritmo propuesto tiene la habilidad de evitar obtener un óptimo local de baja calidad, además mantiene una velocidad de convergencia relativamente rápida. Aunque DA no ha sido utilizada para abordar las especificaciones y restricciones que surgen en el contexto de los problemas de enrutamiento y programación simultánea. El enfoque adapta las especificaciones y restricciones en términos de localización, permitiendo así el uso de DA; además, ofrece la flexibilidad de cambiar el enrutamiento y la programación en espacio y dimensiones de tiempo para identificar clústeres en el espacio combinado y permitir intercambiar decisiones de enrutamiento y programación.

En el documento “A Hibrid Genetic Algorithm For Vehicle Routing Problem with Time Windows”⁵ el objetivo es minimizar el número de vehículos usados y la distancia total recorrida simultáneamente para esto se realiza una búsqueda genética híbrida con control de la diversidad usando un algoritmo genético para resolver el VRPTW, además de usar el enfoque de Pareto para encontrar un conjunto de soluciones óptimas para lograr el multiobjetivo; así como, operaciones de crossover y mutación para intercambiar las mejores rutas, que tienen la distancia más corta. Logrando así, una solución de buena calidad para problemas de gran escala.

En el artículo “Improvement of Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problems with Time Windows”⁶ se define inicialmente el problema de ruteo con ventanas de tiempo y brinda diversas referencias ya que se ha propuesto gran variedad de

⁴ Baranwal, M. Parekh, P. Marla, L. Salapaka, S. Beck, C. (2016). Vehicle Routing Problem with Time Windows: A Deterministic Annealing Approach. 2016 American Control Conference, Pág. 790 – 795.

⁵ Sripriya, J. Ramalingam, A. Rajeswari, K. (2015). A Hibrid Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Windows. International Conference on Innovations in Information Embedded and Communication Systems, Págs 1-4.

⁶ Deng, Y. Xiang, J. y Ou, Z. (2013). Improvement of Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problems with Time Windows.

algoritmos que incluyen métodos exactos y heurísticas eficaces para la solución de dichos problemas. Las búsquedas tabú, los algoritmos genéticos y las estrategias de evolución han demostrado el mejor rendimiento para los problemas de enrutamiento de vehículos. Los autores presentan una solución basada en una mejora realizada al algoritmo genético utilizando el operador de cruce optimizado. El algoritmo propuesto ha sido probado frente a diferentes soluciones de la literatura, utilizando los 56 problemas de Solomon con 100 clientes, obteniendo resultados altamente competitivos.

En la actualidad existen diversas técnicas para abordar los problemas de enrutamiento de vehículos que se pueden clasificar en tres grandes categorías métodos exactos, heurísticas y metaheurísticas; en el artículo “Selección óptima de operadores para el tratamiento de problemas VRP con Algoritmos Genéticos”⁷ se da una definición general de que es el problema de enrutamiento de vehículos VRP y las diferentes tipologías que se pueden encontrar. Además, explica que una de las técnicas metaheurísticas más utilizadas en la actualidad para dar solución a los problemas VRP son los algoritmos genéticos, los cuales utilizan conceptos como cruce y mutación, así como reglas de autorreparación y adaptación. Uno de los problemas detectados por los autores es que la representación de cada individuo que compone la población, el tamaño de la misma, las estrategias de cruce y mutación, y el resto de los diferentes parámetros del algoritmo, difieren según los autores y tipo de problemas a abordar, por lo que su uso no es tan fácil como debería ser, es por esto, que se definen los operadores más utilizados y una breve descripción de cada uno. Como resultado, los autores llegan a la conclusión que la combinación ideal para conseguir el mejor rendimiento del algoritmo está compuesta por el operador de selección por torneo (TS), el operador de cruce por correspondencia parcial (PMX) y el operador de mutación por intercambio (EM).

⁷ Moratilla, A. Fernández, E. Sanchez, J.J y Vicario, B. Selección óptima de operadores para el tratamiento de problemas VRP con Algoritmos Genéticos.

En la investigación realizada en el documento “El problema de ruteo de vehículos (VRP) y su aplicación en medianas empresas colombianas” se presentan dos casos de estudio de empresas medianas colombianas, en donde se usan los diferentes tipos de VRP según la naturaleza de su empresa y la actividad a la que se dedica, con el fin de alcanzar resultados pertinentes en los procesos de logística de transporte y distribución de productos y servicios. Las empresas que han sido objeto de estudio han permitido determinar, que cada una de las actividades que se realizan dentro de ellas pueden ser representadas por uno o más de los tipos de VRP que existen, aunque las dos empresas se dedican a sectores diferentes, considerando que una de ellas es una empresa de mensajería y la otra una empresa de aseo municipal, se podría pensar que por tratarse de distribución y recolección, se obtiene su solución de la misma manera, pero se evidencia que las diferentes restricciones y el número de nodos que se deben tener en cuenta hacen que se deba tratar de manera especial, debido a que esto genera un aumento en el tiempo de cálculo, por lo que los algoritmos exactos no son eficaces.

El artículo “Método heurístico para el problema de ruteo de vehículos aplicado a la empresa distribuidora Representaciones Continental” presenta una implementación del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo y flota heterogénea aplicado a un caso de estudio real, en una empresa encargada de distribuir licores en la ciudad de Bogotá, cubriendo solo en el ejercicio de su actividad una de sus localidades. Esta empresa como muchas no tienen un algoritmo implementado para la planificación de las rutas, pues es el vendedor quien se encarga de indicar cómo se van a visitar los clientes según la secuencia que él realiza en la recopilación de los pedidos, por lo tanto, esta actividad operativa se está realizando sin ninguna técnica cuantitativa, sino basándose en la experticia del vendedor, exponiéndose la empresa no solo pérdidas económicas sino a prestar un mal servicio a sus clientes.

Con el fin de encontrar una solución a este tipo de problemas, se lleva a cabo la implementación de la heurística secuencial de Solomon, la cual inserta clientes en la última ruta creada, aunque esto presenta una desventaja, ya que los últimos clientes no visitados tienden a estar dispersos y dichas rutas generarían mayor costo y tiempo en su recorrido. Aun cuando la heurística presenta esta desventaja, los resultados obtenidos en el estudio fueron satisfactorios respecto a la distancia, tiempo de recorrido y costos.

El artículo “Metaheurísticas aplicadas al ruteo de vehículos. Un caso de estudio. Parte 1: formulación del problema y estudio” tiene como objetivo principal realizar una revisión bibliográfica en la que se pueda ilustrar el problema de ruteo de vehículo, sus generalizaciones y las técnicas utilizadas para resolverlo. Además de mostrar algunos estudios e implementaciones realizadas de dicho problema, con el fin de generar una formulación del problema y una formulación matemática general, que permita identificar el comportamiento de este y determinar para cada caso qué técnica o método se debe aplicar en la búsqueda de la solución. El artículo muestra la implementación del problema de ruteo de vehículos en una empresa manufacturera que tiene la necesidad de definir la localización de una bodega desde la cual sea posible distribuir su producto a 53 centros de consumo, cada uno de los cuales tiene una demanda periódica constante, para ello plantean que este tipo de problemas es mejor particionarlo, donde la formulación matemática contenga familias de restricciones que imposibiliten la creación de ciclos o subtours.

Aunque los algoritmos genéticos se desempeñan de buena manera en la búsqueda global, tardan mucho tiempo en converger a la solución óptima global. En cambio, en las búsquedas locales son rápidos para encontrar una solución eficaz. Por lo tanto, para mejorar la eficiencia de los algoritmos genéticos, los autores del artículo “Solving Vehicle Routing and Scheduling Problems using

Hybrid Genetic Algorithm”⁸ tratan de incorporar búsquedas locales. El algoritmo propuesto comienza construyendo la población inicial, todos los individuos son evaluados de acuerdo a los criterios de aptitud. La evolución continúa con la selección por torneos, donde se seleccionan buenos individuos para la reproducción. Se mantienen los dos mejores para la siguiente generación sin pasar por operadores genéticos. El operador crossover y la mutación se aplican para modificar los individuos seleccionados para generar una nueva generación factible. Para mejorar aún más a los individuos, se aplican heurísticas de búsqueda local. Se genera un número aleatorio r , entre 0 y 1, si r es menor que 0,8; uno de los algoritmos de búsqueda local se ejecuta, de lo contrario ningún algoritmo es ejecutado. El proceso continúa iterativamente hasta que la mejor solución no cambie durante un número específico de generaciones. Al comparar dicho algoritmo con los de la literatura, el rendimiento es competitivo y en algunos casos, incluso mejor, en términos de número de vehículos.

Los artículos anteriormente mencionados son de los años 2015 y 2016, pero en cuanto a la teoría de métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos se encuentra un documento completo denominado “Vehicle routing with time windows: An overview of exact, heuristic and metaheuristic methods”⁹ escrito en el 2009.

⁸ Minocha, B. Tripathi, S. y Mohan, C. (2011). Solving Vehicle Routing and Scheduling Problemas using Hybrid Genetic Algorithm.

⁹ Nasser, A. (2010). Vehicle Routing with Time Windows: An Overview of exact, heuristic and metaheuristic methods. Journal of King Saud University, Volumen 22, Págs. 123- 131.

3. MARCO TEÓRICO

3.1. PROBLEMA DEL AGENTE VIAJERO (TSP)

El problema del agente viajero o también conocido como TSP por sus siglas en inglés (Traveling Salesman Problem) plantea la siguiente pregunta: “Dada una lista de ciudades y las distancias entre cada par de ciudades, ¿Cuál es la ruta más corta posible en la cual el viajero visite cada ciudad exactamente una vez y regresa a la ciudad de origen?”. Este problema ha causado gran interés a matemáticos e informáticos puesto que el problema es fácil de describir pero difícil de resolver, ya que no se ha logrado construir algoritmos que encuentren una solución exacta en tiempo polinomial.¹⁰

La importancia del TSP radica en que hace parte de un conjunto más grande de problemas conocidos como problemas de optimización combinatoria, este problema TSP está clasificado dentro de los problemas NP-Hard, lo que ha ocasionado que sea uno de los problemas más importantes e investigados a lo largo de la historia. El TSP ha sido aplicado en diferentes áreas como logística, genética, fabricación, telecomunicaciones, neurociencia, entre otros.¹¹

El problema se formuló por primera vez en 1930 y es uno de los problemas más intensamente estudiados en la optimización. Se utiliza como punto de referencia para muchos métodos de optimización. Aunque el problema es computacionalmente difícil, se conoce un gran número de heurísticas y algoritmos exactos, de modo que algunos casos con decenas de miles de ciudades pueden ser resueltos completamente e incluso los problemas con millones de ciudades pueden ser aproximados dentro de una pequeña fracción del 1%.

¹⁰ Hoffman, K. Padberg, M y Rinaldi, G. (2001). Traveling salesman problem. Kluwer Academic Publishers.

¹¹ Applegate, D. Bixby, R y Cook, W. (2007). The Traveling Salesman Problem. Princeton University Press.

El primer paso para resolver grandes casos de TSP es encontrar una buena formulación matemática del problema. En el caso del problema del agente viajero, la estructura matemática es un grafo en el que cada ciudad se denomina un nodo y se dibujan líneas que conectan cada dos nodos (llamados arcos o bordes). Asociado con cada línea es una distancia (o costo). Cuando el viajero puede obtener una ruta de cada ciudad a otra ciudad directamente, entonces se dice que el grafo es completo. Un viaje de ida y vuelta de las ciudades corresponde a un subconjunto de las líneas, y se llama un tour o un ciclo hamiltoniano en la teoría de los grafos. Entendiendo que un ciclo hamiltoniano es una trayectoria que empieza y termina en el mismo vértice del grafo, no tiene aristas repetidas y pasa por cada vértice una única vez. La longitud de un recorrido es la suma de las longitudes de las líneas en la ida y vuelta.

Para encontrar una solución al problema del agente viajero se han utilizado diversas técnicas que producen únicamente aproximaciones aceptables, pero no una solución real y exacta, dentro de dichas técnicas se encuentran los métodos heurísticos o aproximados, los cuales permiten obtener soluciones razonables, pero no es posible demostrar que son soluciones óptimas, mediante la utilización de este método se puede obtener una buena solución aproximada; otro método muy utilizado son las metaheurísticas que se generan al mezclar diferentes heurísticas entre sí; otra técnica muy utilizada y que produce soluciones más precisas pero no exactas son los algoritmos genéticos.

3.1.1 Historia

El problema del agente viajero no tiene un origen bien definido, pero se han encontrado diversas investigaciones a lo largo de la historia que han ayudado a la definición, planteamiento y solución de dicho problema.

En la década de 1800, el matemático Irlandés William Rowan Hamilton y el matemático Británico Thomas Kirkman formularon matemáticamente el problema del agente viajero. El primer documento que hablaba acerca del problema del

agente viajero es del año 1832 y se titula: “El viajante de comercio: cómo debe ser y qué debe hacer para conseguir comisiones y triunfar en el negocio” en el cual se describe el problema y se dan recorridos de ejemplo por Alemania y Suiza, pero dicho documento no contiene ningún tratamiento matemático.¹² En 1857, se inventó el juego Icosian por Hamilton, el cual tenía como objetivo encontrar un ciclo hamiltoniano a lo largo de los bordes de un dodecaedro de manera que cada vértice se visite una sola vez, y el punto final sea el mismo que el punto de inicio. En la siguiente imagen se muestra el juego Icosian.

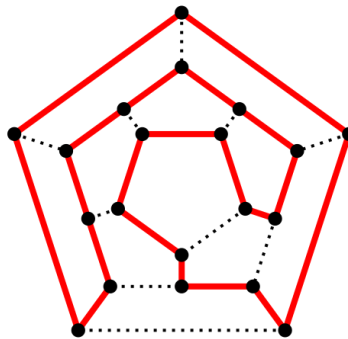


Ilustración 1: Juego Icosian.

Fuente: Peñalva, S. (2015). *El problema del Viajante: Métodos de resolución y un enfoque hacia la teoría de la computación.*

Durante la década de 1930 fue estudiada por primera vez en Viena y en Harvard la forma general del TSP por matemáticos, especialmente por Karl Menger, quien define el problema de manera general, además de considerar la solución al mismo mediante el algoritmo de fuerza bruta y la falta de optimalidad del método heurístico del vecino más cercano:

“Denotamos por problema de mensajero (ya que en la práctica esta pregunta debe ser resuelta por cada cartero, de todos modos también por muchos viajeros) la tarea de encontrar, por infinitos puntos cuyas distancias de pares se conozcan, la ruta más corta que conecta los puntos. Por supuesto, este problema se puede

¹² Voigt, B. (1832). The travelling salesman — how he must be and what he should do in order to get commissions and be sure of the happy success in his business — by an old commis-voyageur.

resolver mediante ensayos finitos. Se desconocen las reglas que impulsarían el número de pruebas por debajo del número de permutaciones de los puntos dados. La regla de que uno primero debe ir desde el punto de partida hasta el punto más cercano, luego hasta el punto más cercano a este, etc., en general, no produce la ruta más corta.”¹³

En la universidad de Harvard en la década de 1930, Merrill Flood consideró matemáticamente el problema del agente viajero al intentar resolver un problema de enrutamiento de una ruta de bus escolar.

El término de “El problema del Agente Viajero” se dio a conocer por Hassler Whitney en la Universidad de Princeton entre los años 1931 y 1932.

En las décadas de 1950 y 1960, el problema se hizo cada vez más popular en los círculos científicos de Europa y EE. UU. Después de que la Corporación RAND (Research and Development) en Santa Mónica, Estados Unidos ofreciera premios por los pasos para resolver el problema. Algunas de las contribuciones más importantes fueron hechas por George Dantzig, Delbert Ray Fulkerson y Selmer M. Johnson de la corporación RAND en el año 1954, quienes expresaron el problema como un programa lineal entero y desarrollaron el método de corte para su solución. De acuerdo a la solución encontrada, escribieron lo que se considera el documento seminal sobre el tema en el que con estos nuevos métodos resolvieron una instancia con 49 ciudades para optimizarlas mediante la construcción de una gira y la prueba de que ninguna otra gira podría ser más corta. Si bien este documento no dio un enfoque algorítmico a los problemas TSP, las ideas que se encuentran dentro de él fueron indispensables para más tarde crear métodos de solución exacta para el TSP.

A partir de la publicación de dicho documento hasta la actualidad se han desarrollado numerosos algoritmos que pueden aplicarse a problemas con un

¹³ Schrijver, A. (2005). On the history of combinatorial optimization. Handbook of Discrete Optimization.

número de ciudades cada vez mayor, obteniendo avances importantes en la búsqueda de la solución óptima para el problema del agente viajero (TSP).

3.2. EL PROBLEMA DE ENRUTAMIENTO DE VEHÍCULOS (VRP)

El problema de enrutamiento de vehículos puede describirse como el problema de diseñar rutas óptimas de entrega o recolección de uno o varios depósitos a un número de ciudades o clientes geográficamente dispersos, los cuales están sujetos a restricciones¹⁴. El VRP es un problema de programación de optimización combinatoria y entera que realiza la siguiente pregunta "¿Cuál es el conjunto óptimo de rutas que una flota de vehículos debe recorrer para entregar un pedido a un conjunto dado de clientes?". Este problema generaliza el conocido problema del agente viajero (TSP).

El objetivo del VRP es minimizar el costo total de la ruta. Este problema es uno de los más comunes en la optimización de operaciones logísticas y uno de los más estudiados; puesto que plantea la búsqueda de la solución óptima con diferentes restricciones tales como: número de vehículos, su capacidad, lugares de destino (clientes) y demanda de los clientes, entre otras. Una formulación de éste tipo puede incluir un amplio número de variables y diversos parámetros¹⁵.

El problema de enrutamiento de vehículos está compuesto por clientes, depósitos y vehículos, dependiendo de las características se pueden generar variaciones del problema¹⁶:

- Los diferentes clientes relacionados con el problema tienen asociada una demanda la cual debe ser satisfecha, esto quiere decir, que debe ser visitado al menos una vez por los vehículos dependiendo del objetivo del problema, sea

¹⁴ Laporte, G. (1992). The Vehicle Routing Problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research* 59 pág. 345-358.

¹⁵ Rocha, L.; González, C. y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de

vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. En: *Ingeniería*, Vol. 16, No. 2, pág. 35 - 55.

¹⁶ Olivera, A. (2004). Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos.

el caso de llevar un pedido o de realizar un servicio. Cada cliente puede tener además restricciones relacionados a los horarios de atención o a la compatibilidad de vehículos.

- Los depósitos se pueden caracterizar según la ubicación y la capacidad de producción, así como los clientes, los depósitos poseen restricciones relacionadas con el tiempo necesario para la preparación de los vehículos para el inicio del recorrido y el tiempo invertido en el recibimiento de los vehículos después de cumplir con la ruta establecida. Generalmente se establece que cada ruta inicie y finalice en un mismo depósito.
- Los vehículos son caracterizados por atributos como capacidad y costo; la capacidad se refiere a las dimensiones del vehículo como por ejemplo peso y volumen máximo soportado, y el costo hace referencia al precio del recorrido del vehículo en la ruta, estos precios pueden ser fijos o variables. Cuando los atributos son iguales para todos los vehículos se le denomina flota homogénea y cuando hay atributos que se diferencian son llamados flota heterogénea.

La red de carreteras se puede describir usando un grafo donde los arcos son caminos y los vértices son uniones entre ellos. Los arcos pueden ser dirigidos o no dirigidos dependiendo de la presencia de calles de un solo sentido o costos diferentes en cada dirección. Cada arco tiene un costo asociado que generalmente es su longitud o tiempo de viaje, que puede depender del tipo de vehículo.¹⁷ A veces es imposible satisfacer todas las demandas de un cliente y en tales casos se pueden reducir las demandas de algunos clientes o dejar a algunos clientes sin atender. Para hacer frente a estas situaciones, se puede introducir una variable de prioridad para cada cliente o sanciones asociadas por la prestación parcial o la falta de servicio para cada cliente.

La función objetivo de un VRP puede ser muy diferente dependiendo de la aplicación particular y del resultado esperado, pero algunos de los objetivos más comunes son:

¹⁷ Toth, P. Vigo, D. (2002). The vehicle routing problem.

- Minimizar el costo de transporte global en función de la distancia global recorrida, así como los costos fijos asociados con los vehículos y conductores usados.
- Minimizar la cantidad de vehículos necesarios para atender a todos los clientes.
- Mínima variación en el tiempo de viaje y la carga del vehículo.
- Reducir al mínimo las sanciones por un servicio de baja calidad.

Determinar la solución óptima de un VRP es NP-hard, por lo que el tamaño de los problemas que se pueden resolver, de manera óptima, utilizando la programación matemática o la optimización combinatoria puede ser limitado, además, no es posible resolverlos en un tiempo polinomial. El tiempo y esfuerzo computacional requerido para resolver este problema aumenta exponencialmente respecto al tamaño del problema, es decir, la cantidad de nodos a ser visitados por los vehículos.

Para este tipo de problemas es deseable obtener soluciones aproximadas, para que puedan ser encontradas suficientemente rápido y que sean competentemente buenas para llegar a ser útiles en la toma de decisiones. Por esto se han ideado algoritmos que no garantizan optimalidad, pero que logran entregar buenas soluciones a estos problemas difíciles de resolver. Estos son los algoritmos heurísticos que conforman una clase de métodos muy extensa y taxonómicamente compleja, que en la última década han tenido un gran éxito resolviendo problemas pertenecientes a la clase NP-Hard.

A continuación, se muestra un ejemplo de un problema de enrutamiento de vehículos con un único depósito indicado con un cuadrado y las diferentes rutas que se aplicaran para dar solución al problema.

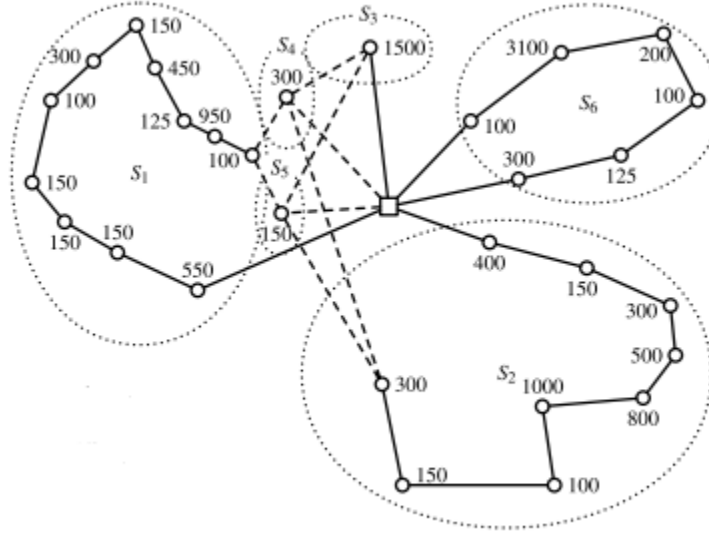


Ilustración 2: Problema de enrutamiento de vehículos con un único depósito.
Fuente: Toth Paolo, Vigo Daniele (2002). The vehicle routing problem.

3.2.1 Historia

El origen del problema de enrutamiento de vehículos (VRP) está relacionado con el surgimiento del problema del agente viajero (TSP), puesto que el VRP es una variación del TSP.

La primera aparición de este concepto fue en el documento “The truck dispatching problem” de George Dantzig y John Ramser en 1959¹⁸, en el cual se modela el despacho de combustible a través de una flota de camiones a diferentes estaciones de servicio desde una terminal. A menudo, el contexto es el de entregar mercancías ubicadas en un depósito central a los clientes que han hecho pedidos para tales bienes. La complejidad del problema de enrutamiento de vehículos fue analizada en el año 1981 por Lenstra y Rinnoy Kan¹⁹, determinando que pertenece a la clase NP-Hard, ya que no se pueden resolver en tiempo polinomial.

¹⁸ Dantzig, G. y Ramser, J. (1959). The Truck Dispatching Problem.

¹⁹ Tonci, C. y Hrvoje, G. (2008). Vehicle Routing Problem.

3.2.2 Variantes Del Problema De Enrutamiento De Vehículos (VRP)

A continuación se dará una breve descripción de las diferentes variantes del problema de enrutamiento de vehículos (VRP) y más adelante se profundizará acerca del problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW).

3.2.2.1 VRP Homogéneo

El problema de enrutamiento de vehículos homogéneo se refiere a las características comunes en las que todos los nodos manejan el mismo recurso como distancia, ventanas de tiempo, retornos y entregas fraccionadas²⁰.

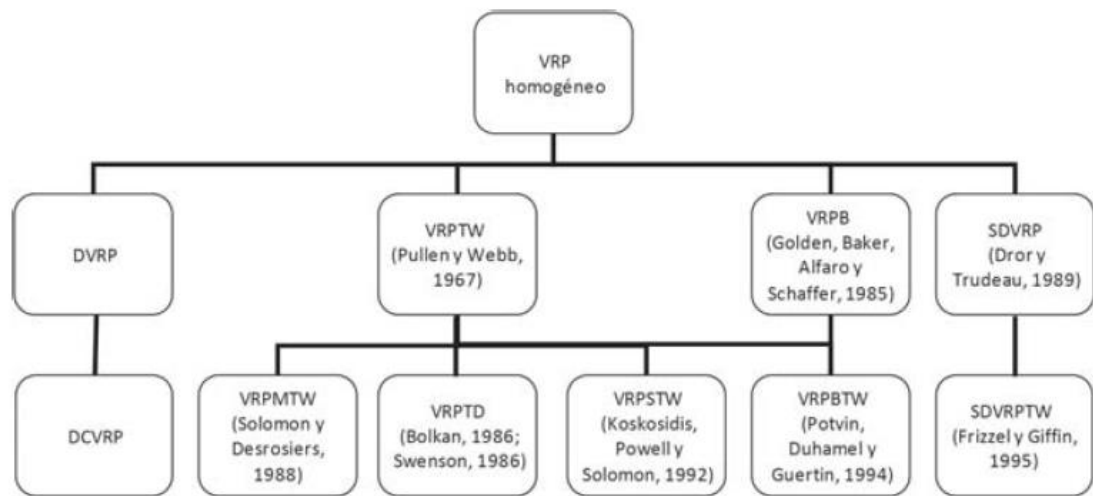


Ilustración 3: Tipos de VRP Homogéneo.

Fuente: Rocha, L.; González, C. y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución.

- **DVRP:** En este problema la restricción de capacidad es remplazada por la restricción de máxima longitud (o tiempo) y la longitud de los arcos para cada ruta no puede exceder la máxima longitud de la ruta. De presentarse

²⁰ Rocha, L.; González, C. y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución.

restricción tanto en la capacidad del vehículo como en la distancia máxima el problema es llamado DCVRP.

- **VRPTW:** Es un problema de VRP en el que se incluye una restricción adicional donde se asocia una ventana de tiempo a cada cliente, es decir, cada cliente sólo está dispuesto a recibir la visita del vehículo durante un intervalo de tiempo dado. El VRPTW aparece en 1967 y presenta variaciones tales como el VRPTD (VRP with time deadlines, ventanas rígidas de tiempo) en 1986, el VRPMTW (VRP con ventanas de tiempo múltiples) el cual es formulado en 1988; y VRPSTW (VRP with soft time windows, ventanas blandas de tiempo) en 1992.
- **VRPB:** En el VRP con retornos (*Backhauls*) (VRPB) los consumidores pueden demandar o retornar algunas mercancías. Es necesario tener en cuenta cuales de los bienes que los consumidores devuelven al vehículo de reparto pueden caber en él. Las cantidades a ser distribuidas y recogidas son fijas y conocidas con anticipación.

En el problema tipo VRPB el conjunto de clientes se divide en dos. El primero contiene n centros de consumo con línea de recorrido (*linehauls*), que requieren que una cantidad dada de productos sea entregada y el segundo contiene m centros de consumo con recorrido de vuelta o retornos (*backhauls*), donde se requiere que una cantidad de productos dada deba ser recogida. En esta variación de VRP hay una restricción importante entre *linehaul* y *backhaul*, cuando una ruta pueda servir a ambos tipos de consumidores todos los centros de consumo con *linehauls* deben ser atendidos antes que algún centro de consumo con *backhauls*.

- **SDVRP:** Es una relajación del VRP en donde se permite que el mismo cliente pueda ser atendido por diferentes vehículos siempre y cuando se reduzca el costo total. Esta condición es importante si los tamaños de las órdenes de los clientes copan la capacidad de un vehículo.

3.2.2.2 VRP Heterogéneo

El problema de enrutamiento de vehículos heterogéneo se refiere a componentes desiguales en las que cada nodo maneja recursos distintos bien sea flota de vehículos, depósitos, viajes y componentes estocásticos en algunos casos.

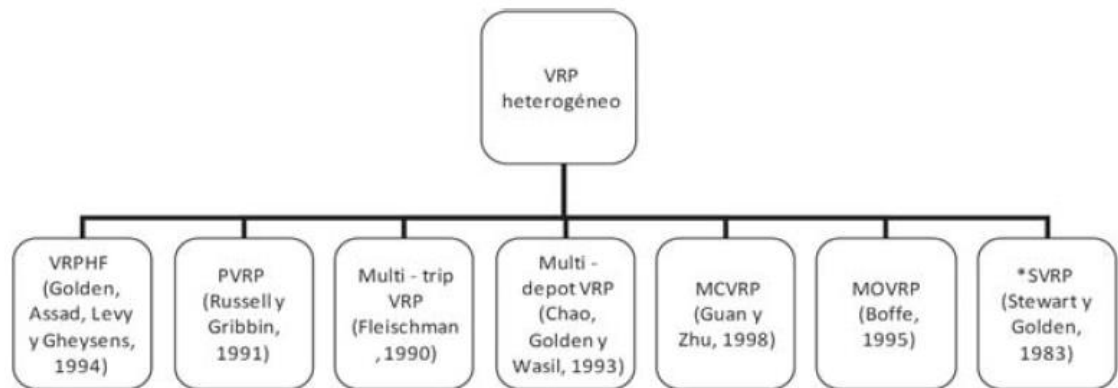


Ilustración 4: Tipos de VRP Heterogéneo.

Fuente: Rocha, L.; González, C. y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución.

- **VRPHF:** En él los costos y capacidades de los vehículos varían; en esta formulación se asume que la cantidad de vehículos de cada tipo es ilimitada, se decide sobre las rutas y la composición de la flota de vehículos a utilizar.
- **PVRP:** En los VRP clásicos, típicamente el periodo de planeación es de un solo día, en el caso del VRP periódico (PVRP) el modelo se extiende a un período de planeación de M días.
- **Multi-trip VRP:** Consiste en que cada vehículo puede llevar a cabo varias rutas en el mismo periodo de planeación. Resolver este tipo de problema no sólo implica el diseño de un conjunto de rutas, sino también la asignación de esas rutas de los vehículos disponibles. Esto hace que este tipo de problema sea muy práctico a nivel operativo, en el cual los horarios diarios de los conductores deban estar diseñados para una flota de vehículos fija.
- **MDVRP (Multi-depósito):** Una compañía puede tener muchos depósitos para atender a sus clientes, si los clientes y los depósitos están entremezclados se

requiere de la asignación de clientes a depósitos, de la asignación de una flota de vehículos a cada depósito, cada vehículo origina desde un depósito, un servicio al cliente asignado a ese depósito, y el retorno al mismo depósito.

- **MCVRP:** Consiste en transportar más de una cantidad de objetos a la vez, es decir, si el CVRP se puede considerar como VRP con capacidad 1 y el MCVRP se considera como capacidad mayor a 1.²¹
- **MOVPR:** Consiste en utilizar varios objetivos que pueden relatar diferentes aspectos del VRP como ruta (costo, beneficio, etc.), nodos y arcos (ventanas de tiempo, satisfacción del cliente, etc.) y recursos (mantenimiento de flota de vehículos, especificaciones de producto, etc.).²²
- **SVRP:** Se trata del Problema de Ruteo de Vehículos Estocástico donde uno o varios componentes de la formulación son aleatorios. Fue planteado inicialmente en 1983, incluye tres variaciones: VRPUD, cuando la demanda de cada consumidor es una variable aleatoria; VRPSTT cuando los tiempos de servicio y tiempos de viaje son variables aleatorias; y el SVRP-SN, en el cual cada consumidor tiene una probabilidad p de presentarse y $(1-p)$ de estar ausente.

3.3. PROBLEMA CON VENTANAS DE TIEMPO (VRPTW)

El problema VRPTW (VRP with time windows) tiene el mismo planteamiento del VRP pero con la restricción de que existe un periodo de tiempo determinado para cumplir con el abastecimiento de los clientes.

El VRPTW que aparece en 1967, presenta las variaciones tales como el VRPTD (VRP with time deadlines, ventanas rígidas de tiempo) en 1986, el VRPMTW (VRP

²¹ Guan, D.J.y Zhu, X. (1998). Multiple capacity vehicle routing on paths. Siam J. Discrete math, Vol. 11, No. 4, pp 590-602.

²² Golden,B. Raghavan, S. y Wasil, E. (2008). The vehicle routing problem: latest advances and new challenges. Springer, New York, pp 3-122.

con ventanas de tiempo múltiples) el cual es formulado en 1988; y VRPSTW (VRP with soft time windows, ventanas blandas de tiempo) en 1992²³.

Es un problema de VRP con la restricción adicional de una ventana de tiempo asociada a cada consumidor, definiendo un intervalo dentro del cual el consumidor debe ser atendido, el intervalo en el depósito es llamado horizonte de programación.

En este tipo cada consumidor está asociado con un intervalo de tiempo llamado Time Window (Ventana de Tiempo). En el instante en el que los vehículos salen del centro de distribución, se da el tiempo de recorrido para cada arco y así mismo un tiempo de servicio adicional para cada consumidor. El servicio de cada consumidor debe empezar dentro de la ventana de tiempo asociada y el vehículo debe parar en el centro de consumo por instantes de tiempo²⁴.

En caso de que el vehículo llegue antes del tiempo establecido, este debe esperar hasta el instante de tiempo en el que el servicio deba empezar. Las ventanas de tiempo están definidas de tal manera que se asume que todos los vehículos salen del centro de distribución en el tiempo cero. En este problema se debe encontrar una cantidad de recorridos simples con el mínimo costo de tal manera que cada ruta o recorrido visita el centro de distribución, cada centro de consumo es visitado solamente por una ruta, la suma de las demandas de los centros de consumo visitados por un recorrido no excede la capacidad del vehículo, para cada centro de consumo el servicio comienza dentro de la ventana de tiempo y el vehículo se detiene por instantes de tiempo. Este tipo de problema tiene extensiones como VRPMTW, VRPTD y VRPSTW.

²³ Toth, P. y Vigo, D. (2002). The Vehicle Routing Problem. Society of Industrial and Applied Mathematics (SIAM) monographs on discrete mathematics and applications, Philadelphia, USA, pp 1-23, 109-149.

²⁴ Restrepo, J.H. Medina, P.D. y Cruz, E.A. (2008). Un problema logístico de programación de vehículos con ventanas de tiempo, Scientia et Technica – Universidad Tecnológica de Pereira, Vol. 14, No 39.

Este tipo de problemas están caracterizados por las siguientes restricciones adicionales²⁵:

- Una solución es inviable si un cliente es atendido después de su hora límite.
- Un vehículo que llega a un cliente antes de la hora programada causa un tiempo de espera adicional en la ruta.
- Cada ruta debe empezar y terminar dentro de la ventana de tiempo asociada a cada cliente.

3.3.1 Generalizaciones de la VRPTW²⁶

Un número de restricciones o propiedades adicionales de problemas de enrutamiento más complejos se pueden modelar usando el marco que se acaba de desarrollar. En esta sección discutiremos brevemente cómo permitir vehículos no idénticos; trabajar con más de un depósito, vehículos de varios compartimentos, el uso de múltiples ventanas de tiempo o ventanas de tiempo suave, y recogida y entrega.

- **Vehículos no idénticos**

Los vehículos pueden ser no idénticos de varias maneras. La forma típica en que una flota heterogénea de vehículos se caracteriza por su capacidad, pero también podría ser diferente debido a los diferentes costes de arco para cada vehículo, los diferentes tipos de vehículos (que cubren y no cubren), los diferentes tiempos de viaje, las ventanas de tiempo u otras características (Tuytens et al., 2004, El-Sherbeny, 2001, El-Sherbeny y Tuytens, 2001).

²⁵ Rodríguez Pérez, J. Caracterización, Modelado y Determinación de las Rutas de la Flota en una Empresa de Rendering.

²⁶ Nasser A. El-Sherbeny. Enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo: Una visión general de los métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos.

- **Múltiples depósitos**

En problemas de la vida real puede haber más de un depósito. El VRPTW puede usarse para modelar situaciones donde existen depósitos múltiples. Los clientes son atendidos por varios depósitos, cada uno de los cuales tiene su propia flota de vehículos (Lie y Simchi-Levi, 1990; Desaulniers et al., 1997). Normalmente se supone que los vehículos deben regresar al mismo depósito que comenzaron a formarse. De forma relajada sólo se exige que el número de vehículos que lleguen al depósito sea igual al número de vehículos que lo abandonan. En una relajación adicional que se utiliza poco, no hay restricciones sobre los depósitos a los que los vehículos deben regresar.

- **Múltiples ventanas de tiempo**

En el VRPTW cada cliente tiene una ventana de tiempo donde el servicio debe tener lugar. Permitir que los clientes tengan ventanas de tiempo múltiples y disjuntas. Un vehículo que llega entre dos ventanas de tiempo debe esperar hasta el comienzo de la ventana de tiempo siguiente.

- **Múltiples compartimentos**

Si los vehículos tienen dos o más compartimentos el problema de enrutamiento se conoce como VRPTW de Compartimiento Múltiple (MCVRPTW). El uso de múltiples compartimentos es relevante, cuando los vehículos transportan varios productos que deben permanecer separados durante el transporte. Un ejemplo es la distribución de productos petrolíferos a estaciones de servicio donde los camiones cisterna están divididos en varios compartimentos para transportar los diferentes tipos de gasolina.

De la misma manera se puede extender el modelo VRPTW para manejar las restricciones de capacidad multidimensional. En VRPTW la capacidad es unidimensional. Esta dimensión puede ser el peso, volumen, valor o piezas. Sin embargo, las restricciones de capacidad pueden ser multidimensionales, por

ejemplo, peso y volumen para poder manejar casos en los que muchas cajas grandes no violen la restricción de peso, pero su volumen es grande para un vehículo, o al revés.

3.4. HEURÍSTICAS Y METAHEURÍSTICAS

Un heurístico es un “procedimiento simple, a menudo basado en el sentido común, que se supone que ofrecerá una buena solución (aunque no necesariamente la óptima) a problemas difíciles, de un modo fácil y rápido”²⁷.

Los métodos heurísticos pueden ser utilizados cuando en un problema de optimización, determinístico o no, se encuentren algunas de las siguientes características²⁸:

- El problema es de una naturaleza tal que no se conoce ningún método exacto para su resolución.
- Aunque exista un método exacto para resolver el problema, su uso es computacionalmente muy costoso o inviable.
- El método heurístico es más flexible que un método exacto, permitiendo, por ejemplo, la incorporación de condiciones de difícil modelización.
- El modelo matemático es demasiado grande, demasiado NO lineal o demasiado complejo desde el punto de vista lógico.
- El asumir suposiciones o aproximaciones para simplificar el problema, tiende a destruir estructuras del modelo que son vitales en el contexto del mundo real, haciendo la solución no viable.
- El método heurístico se utiliza como parte de un procedimiento global que garantiza el óptimo de un problema. Existiendo dos posibilidades:
 - El método heurístico proporciona una buena solución inicial de partida.

²⁷ Zanakins, S. H. y Evans, J. R. (1981). Heuristic ‘Optimization’: Why, When and How to Use It”. Interfaces. Vol. 11.

²⁸ Martí, R. Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria. Recuperado de <http://www.uv.es/~rmarti/>

- El método heurístico participa en un paso intermedio del procedimiento.

Existen métodos heurísticos (también llamados algoritmos aproximados, procedimientos inexactos, algoritmos basados en el conocimiento o simplemente heurísticas) de diversa naturaleza, por lo que su clasificación es bastante complicada. Se plantea la siguiente clasificación²⁹:

Métodos constructivos: Procedimientos que son capaces de construir una solución a un problema dado. La forma de construir la solución depende fuertemente de la estrategia seguida. Las estrategias más comunes son:

- **Estrategia voraz:** Partiendo de una semilla, se va construyendo paso a paso una solución factible. En cada paso se añade un elemento constituyente de dicha solución, que se caracteriza por ser el que produce una mejora más elevada en la solución parcial para ese paso concreto. Este tipo de algoritmos se dice que tienen una visión "miope" ya que eligen la mejor opción actual sin que les importe que ocurrirá en el futuro.
- **Estrategia de descomposición:** Se divide sistemáticamente el problema en subproblemas más pequeños. Este proceso se repite (generalmente de forma recursiva) hasta que se tenga un tamaño de problema en el que la solución a dicho subproblema es trivial. Después el algoritmo combina las soluciones obtenidas hasta que se tenga la solución al problema original. Los algoritmos más representativos de los métodos de descomposición son los algoritmos de divide y vencerás tanto en su versión exacta como aproximada.
- **Métodos de reducción:** Identifican características que contienen las soluciones buenas conocidas y se asume que la solución óptima también las tendrá. De esta forma se puede reducir drásticamente el espacio de búsqueda.

²⁹ Rodríguez Ortiz, C. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores. Universidad Rey Juan Carlos.

- **Métodos de manipulación del modelo:** Consisten en simplificar el modelo del problema original para obtener una solución al problema simplificado. A partir de esta solución aproximada, se extrapola la solución al problema original. Entre estos métodos se pueden destacar: la linealización, la agrupación de variables, introducción de nuevas restricciones, etc.

Métodos de búsqueda: Parten de una solución factible dada y a partir de ella intentan mejorarla. Algunos son:

- **Estrategia de búsqueda local 1:** Parte de una solución factible que la mejora progresivamente. Para ello examina su vecindad y selecciona el primer movimiento que produce una mejora en la solución actual (first improvement)
- **Estrategia de búsqueda local 2:** Parte de una solución factible que la mejora progresivamente. Para ello examina su vecindad y todos los posibles movimientos seleccionando el mejor movimiento de todos los posibles, es decir aquel que produzca un incremento (en el caso de maximización) más elevado en la función objetivo (best improvement).
- **Estrategia aleatorizada:** Para una solución factible dada y una vecindad asociada a esa solución, se seleccionan aleatoriamente soluciones vecinas de esa vecindad.

El principal problema que presentan los algoritmos heurísticos es su incapacidad para escapar de los óptimos locales. En la Figura 3.1 se muestra como para una vecindad dada el algoritmo heurístico basado en un método búsqueda local se quedaría atrapado en un máximo local.

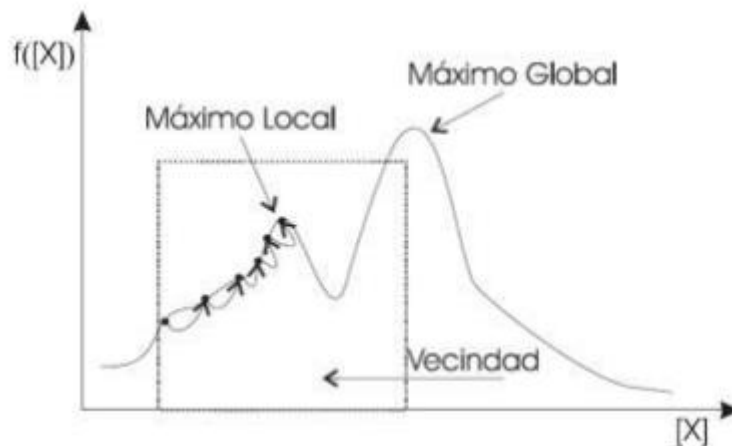


Ilustración 5: Algoritmo heurístico basado en búsqueda local.

Fuente: Rodríguez Ortiz, C. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores. Universidad Rey Juan Carlos.

Cuando se resuelve un problema por métodos heurísticos, como la optimalidad no está garantizada se debe de medir la calidad de los resultados, evaluando la eficiencia del algoritmo para poder determinar su valía frente a otros. Para tal fin un buen algoritmo heurístico debe de tener las siguientes propiedades³⁰:

- **Ser eficiente.** Que el esfuerzo computacional sea realista y adecuado para obtener la solución.
- **Ser bueno.** La solución debe de estar, en promedio, cerca del óptimo.
- **Ser robusto.** La probabilidad de obtener una mala solución (lejos del óptimo) debe ser baja.

3.5. METAHEURÍSTICAS

El término metaheurística o meta-heurística fue introducido por F. Glover en el año 1986. Con este término, pretendía definir un “procedimiento maestro de alto nivel que guía y modifica otras heurísticas para explorar soluciones más allá de la simple optimalidad local”.

³⁰ Suárez, O. Una aproximación a la heurística y metaheurística. Universidad Antonio Nariño.

La idea básica general de las metaheurísticas es enriquecer a los algoritmos heurísticos de forma que éstos puedan escapar de los óptimos locales.

Todas las técnicas metaheurísticas tienen las siguientes características³¹:

- Son ciegas, no saben si llegan a la solución óptima. Por lo tanto, se les debe indicar cuándo deben detenerse.
- Son algoritmos aproximativos y, por lo tanto, no garantizan la obtención de la solución óptima.
- Aceptan ocasionalmente malos movimientos (es decir, se trata de procesos de búsqueda en los que cada nueva solución no es necesariamente mejor – en términos de la función objetivo– que la inmediatamente anterior). Algunas veces aceptan, incluso, soluciones no factibles como paso intermedio para acceder a nuevas regiones no exploradas.
- Son relativamente sencillos; todo lo que se necesita es una representación adecuada del espacio de soluciones, una solución inicial (o un conjunto de ellas) y un mecanismo para explorar el campo de soluciones.
- Son generales. Prácticamente se pueden aplicar en la resolución de cualquier problema de optimización de carácter combinatorio. Sin embargo, la definición de la técnica será más o menos eficiente en la medida en que las operaciones tengan relación con el problema considerado.

Dado que las metaheurísticas son estrategias para diseñar y/o mejorar los procedimientos heurísticos, el tipo de metaheurística estará en función de qué tipo de heurística se pretende mejorar; sin embargo se pueden clasificar en³²:

- **Metaheurísticas Inspiradas en la física:** Recocido Simulado (Simulated Annealing). – Esta técnica se considera como un algoritmo de búsqueda.

³¹ Sadiq, S. M. y Habib, Y. (1999). Iterative Computer Algorithms with Applications in Engineering. Solving Combinatorial Optimization Problems. Wiley.

³² Melián, B. Pérez, J.A. et al. (2003). Metaheurísticas: una visión global. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. N.19 pp. 7-28.

Está inspirado en el proceso de calentamiento y posterior enfriamiento de un metal, para obtener estados de baja energía en un sólido.

- **Metaheurísticas Inspiradas en la biología:** Una metaheurística bio-inspirada relativamente reciente es la Optimización basada en Colonias de Hormigas (OCH) (“Ant Colony Optimization”, ACO en inglés), Metaheurística que se inspira en el comportamiento estructurado de las colonias de hormigas donde individuos muy simples de una colonia se comunican entre sí por medio de una sustancia química denominada feromona, la repetición de recorridos por los individuos establece el camino más adecuado entre su nido y su fuente de alimentos.
- **Metaheurísticas Inspiradas en la evolución:** Son métodos que van construyendo un conjunto de soluciones a diferencia de los otros métodos que sólo pasan de una solución a otra en cada iteración. El procedimiento consiste en generar, seleccionar, combinar y reemplazar un conjunto de soluciones en la búsqueda de la mejor solución³³.

Un ejemplo de metaheurística evolutiva son los Algoritmos Genéticos; el investigador de la Universidad de Michigan John Holland a fines de los 60s desarrolló esta técnica que permitió incorporarla a un programa, y su objetivo era lograr que las computadoras aprendieran por sí mismas. A la técnica que inventó Holland se le llamó originalmente “planes reproductivos”, pero se hizo popular bajo el nombre “algoritmo genético” tras la publicación de su libro en 1975. Esta técnica se basa en los mecanismos de selección que utiliza la naturaleza, de acuerdo a los cuales los individuos más aptos de una población son los que sobreviven, al adaptarse más fácilmente a los cambios que se producen en su entorno. Hoy en día se sabe que estos cambios se efectúan en los genes de un

³³ Díaz, A., Glover, F., Ghaziri, H.M. (1996). Optimización Heurística y Redes Neuronales. Madrid.

individuo (unidad básica de codificación de cada uno de los atributos de un ser vivo), y que sus atributos más deseables (por ejemplo, los que le permiten adaptarse mejor a su entorno) se transmiten a sus descendientes cuando éste se reproduce sexualmente.

3.6. ALGORITMO GENÉTICO

Los algoritmos genéticos, o algoritmos evolutivos, son las técnicas heurísticas de búsqueda estocástica guiada inspirada por los mecanismos de la selección natural, la genética y la evolución; este método parte desde una población inicial en la cual se seleccionan los individuos más aptos o mejor capacitados para después reproducirlos y mutarlos con el fin de obtener una nueva población de individuos que estarán mejor adaptados y poseerán mejores condiciones y características que la generación anterior³⁴. Las primeras investigaciones fueron desarrolladas por John Holland en la Universidad de Michigan en los años 70 con dos objetivos: abstraer y explicar de manera rigurosa los procesos adaptativos de los sistemas naturales y diseñar sistemas de software que conservaran los mecanismos importantes de éstos.³⁵ En contraste con las estrategias de evolución y la programación evolutiva, el objetivo original de Holland no era diseñar algoritmos para resolver problemas específicos, sino más bien estudiar formalmente el fenómeno de adaptación tal como ocurre en la naturaleza y desarrollar formas de importar los mecanismos de adaptación natural en sistemas informáticos. En el año 1975, Holland escribió el libro “Adaptation in Natural and Artificial Systems” en el cual presenta el algoritmo genético como una abstracción de la evolución biológica y brindó un marco teórico.

³⁴ Rodríguez Muro, M. (2005). Optimización de la genotipificación de ADN como un problema de Selección de Características. Tesis Maestría. Ciencias con Especialidad en Ingeniería en Sistemas Computacionales. Departamento de Ingeniería en Sistemas Computacionales, Escuela de Ingeniería, Universidad de las Américas Puebla.

³⁵ Goldberg, D. (1989) Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Weley publishing company, Inc.

Los algoritmos genéticos (GA) son diferentes de otras técnicas de optimización y búsqueda de 4 maneras fundamentales:

1. Los GAs trabajan sobre una codificación de los parámetros a optimizar, no sobre los parámetros directamente.
2. Los GAs mejoran una población de soluciones, no una sola.
3. Los GAs usan información de rentabilidad de las soluciones, no derivativas ni otro tipo de información auxiliar.
4. Los GAs utilizan reglas de transición probabilísticas, no determinísticas.

El objetivo de cualquier GA es la búsqueda de parámetros que minimicen una función o funciones. El primer paso para resolver un problema con GA es identificar esta función y las variables objetivo de las cuales deseamos encontrar sus valores óptimos. El siguiente paso es definir una codificación para una posible representación. Esta codificación es llamada genotipo. A una instancia de esta codificación le llamamos cromosoma. Un cromosoma se decodifica en un conjunto de valores reales los que llamamos fenotipo. El genotipo para un problema dado debe estar representado por una cadena de tamaño finito en un alfabeto finito. Las formas más comunes para esta representación son cadenas binarias, de valores reales o codificación gris, que es una forma alterna de codificación que también utiliza valores binarios. El genotipo puede estar segmentado lógicamente para contener la codificación para más de una variable objetivo. Además estas variables pueden estar codificadas de manera diferente, es decir se puede definir genotipos que para algunas variables utilizan cierta representación y para otras una representación diferente³⁶.

Iniciar la población significa crear un conjunto de soluciones iniciales. Estas soluciones están en la forma definida por nosotros. Un punto a decidir es el

³⁶ Osyczka, A. (2002). Evolutionary Algorithms for single and Multicriteria Design Optimization. Physica-Verlag.

número N de individuos en esta población. Este valor se mantendrá constante durante toda la ejecución y es importante asignarlo a través de experimentación preliminar y observar el comportamiento del algoritmo, ajustando cuando el tamaño de la población afecte negativamente en tiempo de ejecución o amplitud de la búsqueda.

Una vez iniciada la población inicial entramos en el ciclo generacional que producirá mejores soluciones en cada iteración. Este ciclo generacional consiste en la aplicación de diferentes procedimientos sobre la población actual. Estos operadores son llamados operadores genéticos, y son el equivalente a los procesos naturales de selección, reproducción y mutación. El ciclo generacional se repite mientras una condición de terminación no se haya cumplido. La condición más común es que el número de iteraciones, o generaciones, alcance cierto valor.

3.6.1 Ventajas de los Algoritmos Genéticos

Entre las ventajas que trae la utilización de algoritmos genéticos se encuentran³⁷:

- Una clara ventaja es que los algoritmos genéticos son intrínsecamente paralelos, es decir, operan de forma simultánea con varias soluciones, en vez de trabajar de forma secuencial como las técnicas tradicionales. Esto significa que mientras técnicas tradicionales sólo pueden explorar el espacio de soluciones hacia una solución en una dirección al mismo tiempo, y si la solución que descubren resulta poco óptima, no se puede hacer otra cosa que abandonar todo el trabajo hecho y empezar de nuevo. Sin embargo, los algoritmos genéticos simplemente desechan esta solución y siguen por otros caminos.
- Cuando se usan para problemas de optimización resultan menos afectados por los máximos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales. Muchos

³⁷ Arranz de la Peña, J. Parra Truyol, A. Algoritmos Genéticos.

algoritmos de búsqueda pueden quedar atrapados en los óptimos locales: si llegan a lo alto de una colina del paisaje adaptativo, descubrirán que no existen soluciones mejores en las cercanías y concluirán que han alcanzado la mejor de todas, aunque existan picos más altos en algún otro lugar del mapa, situación que no sucede para algoritmos genéticos.

- Otra ventaja es su habilidad para manipular muchos parámetros simultáneamente. Resulta interesante en caso de tener varios objetivos a resolver.
- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver. Realizan cambios aleatorios en sus soluciones candidatas y luego utilizan la función de aptitud para determinar si esos cambios producen una mejora o no.
- Resulta sumamente fácil ejecutarlos en las modernas arquitecturas masivas en paralelo.
- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las otras técnicas.

3.6.2 Desventajas de los Algoritmos Genéticos

Las desventajas que presenta el uso de los algoritmos genéticos son³⁸:

- Definir una representación del problema. El lenguaje utilizado para especificar soluciones candidatas debe ser robusto, debe ser capaz de tolerar cambios aleatorios que no produzcan constantemente errores fatales o resultados sin sentido. Se puede solucionar mediante la definición de los individuos como listas de números donde cada número representa algún aspecto de la solución candidata.

³⁸ Arranz de la Peña, J. Parra Truyol, A. Algoritmos Genéticos.

- Pueden tardar mucho en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en cierta medida de los parámetros que se utilicen -tamaño de la población, número de generaciones.
- Pueden converger prematuramente debido a una serie de problemas. Si un individuo que es más apto que la mayoría de sus competidores emerge muy pronto en el curso de la ejecución, se puede reproducir tan abundantemente que merme la diversidad de la población demasiado pronto, provocando que el algoritmo converja hacia el óptimo local que representa ese individuo, en lugar de rastrear el paisaje adaptativo lo bastante a fondo para encontrar el óptimo global. Esto es un problema especialmente común en las poblaciones pequeñas, donde incluso una variación aleatoria en el ritmo de reproducción puede provocar que un genotipo se haga dominante sobre los otros.

3.6.3 Operadores Genéticos

Los operadores genéticos son utilizados para guiar a los algoritmos genéticos a alcanzar una óptima solución, dichos operadores fueron creados con la idea de crear y conservar la diversidad genética, combinar soluciones existentes y a partir de estas nuevas soluciones, seleccionar la más apropiada.

Los operadores genéticos son³⁹:

- **Selección:** El mecanismo de selección permite orientar la búsqueda a aquellos puntos más promisorios, con la mayor adaptación observada hasta el momento. El operador de selección genera a partir de la población actual una población intermedia del mismo tamaño, evaluando de acuerdo a la función objetivo (o de aptitud), reproduciendo con un mayor número de copias a los individuos más aptos y eliminando o asignando un menor número de copias a los individuos menos aptos. El operador de selección no produce puntos

³⁹ Estévez Valencia, P. (1992). Optimización mediante algoritmos genéticos. Universidad de Chile. Págs. 83-92.

nuevos en el espacio de búsqueda, sino que determina qué individuos dejarán descendencia y en qué cantidad en la próxima generación.

Entre los operadores de selección más utilizados se encuentran:

- **Selección por torneo:** En este método se realizan comparaciones directas entre individuos elegidos al azar de la población, dichas comparaciones se denominan torneos, el ganador de cada torneo es el individuo que tenga un mayor valor de aptitud y es el que pasa a la recombinación. Se debe elegir el tamaño de los torneos a realizar, entre más grande el valor configurado, los individuos débiles tienen una menor posibilidad de ser seleccionados. El anterior método es denominado selección por torneo determinístico. Si por el contrario, el ganador del torneo es seleccionado aleatoriamente al generar un número en el intervalo de $[0,1]$ y se evalúa si es mayor que el parámetro p seleccionado, entonces se escoge el individuo con mayor aptitud y en el caso contrario, se selecciona el menos apto, este método es llamado selección por torneo probabilístico.
- **Selección por ruleta:** Es un método utilizado para seleccionar las soluciones potencialmente útiles para la recombinación. Cada posible solución es evaluada de acuerdo a la función objetivo, en la cual se le asigna un valor de aptitud y de acuerdo a este valor se otorga un tamaño proporcional en la ruleta, para esto, se debe normalizar la aptitud haciendo la división entre el valor de un individuo y la suma de la aptitud de todas las selecciones. Para seleccionar un individuo se genera un valor aleatorio y se devuelve el individuo situado en esa posición.

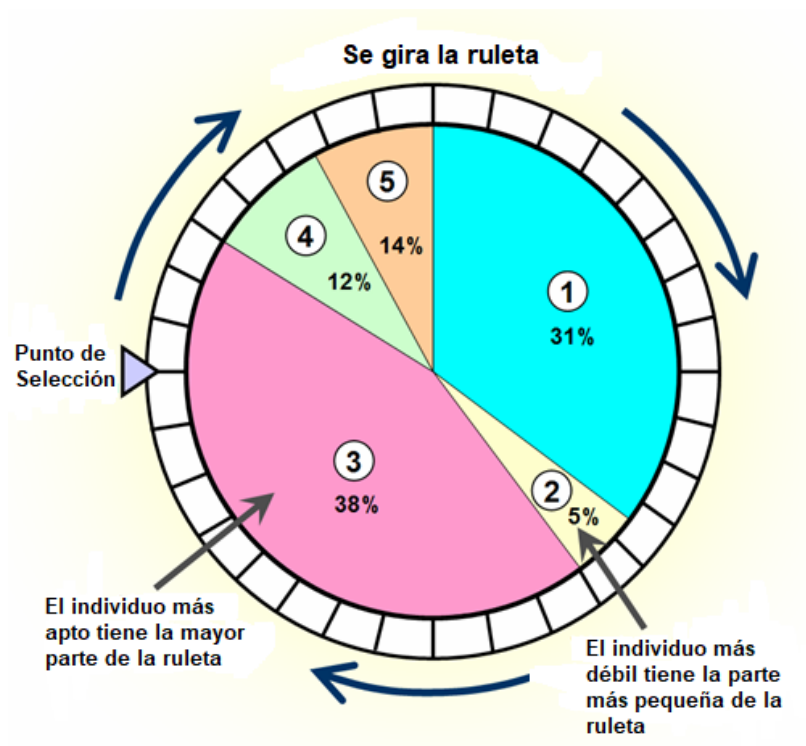


Ilustración 6: Selección por ruleta.

Fuente: Roulette wheel selection. Newcastle University. Recuperado de <http://www.edc.ncl.ac.uk/highlight/rhjanuary2007g02.php>.

- **Selección Universal Estocástica:** Algoritmo de muestreo que se implementa en una sola fase, conocido como SUS, por sus siglas en inglés (Stochastic Universal Sampling). Dado un conjunto de n individuos y sus valores objetivos asociados, SUS los acomoda en una ruleta donde el tamaño de los cortes asignados a cada individuo es proporcional al valor objetivo (como en el algoritmo de ruleta). Después, una segunda ruleta, es marcada con y *marcadores* igualmente espaciados entre sí, donde y es el número de selecciones que deseamos efectuar. Por último se gira la ruleta y se selecciona un individuo por cada marcador. Las posiciones de los marcadores indican los individuos seleccionados. Si n marcadores caen sobre el mismo

individuo, éste es seleccionado n veces. Esto garantiza que ningún individuo sea seleccionado ni más ni menos veces que las esperadas⁴⁰.

- **Selección elitista:** Una variante práctica del proceso general de construcción de una nueva población es permitir que los mejores organismos de la generación actual pasen a la siguiente, inalterados. Esta estrategia se conoce como selección elitista y garantiza que la calidad de la solución obtenida por el algoritmo genético no disminuirá de una generación a otra. El elitismo puede mejorar el funcionamiento de los algoritmos genéticos al evitar que se pierda la mejor solución. Una variación del elitismo es que el mejor cromosoma solo se copie a la siguiente generación en caso de que tras una reproducción/mutación no se haya generado un cromosoma mejor.⁴¹
- **Recombinación:** El operador de recombinación (crossover) es el operador de búsqueda más importante en los algoritmos genéticos. Este es un operador sexuado que intercambia el material genético de un par de padres produciendo descendientes que normalmente difieren de sus padres. La idea central es que segmentos distintos de padres diferentes con alta adaptación deberían combinarse en nuevos individuos que tomen ventaja de esta combinación. El algoritmo genético explota las regiones con mayor adaptación, ya que generaciones sucesivas de selección y recombinación producen un número creciente de puntos en estas regiones.

⁴⁰ Rodríguez Muro, M. (2005). Optimización de la genotipificación de ADN como un problema de Selección de Características. Puebla, México.

⁴¹ Baluja, S. y Caruana, R. (1995). Removing the genetics from the standard genetic algorithm.

Los operadores de recombinación más utilizados son:

- **Cruce de 1 punto (Single Point Crossover):** Se escoge un punto de corte aleatoriamente en cada una de las cadenas de cromosomas padres para formar dos subcadenas en cada una, una a la izquierda del punto de corte y otra a la derecha. Se une la subcadena izquierda de un padre con la subcadena derecha del otro para formar la cadena hija. De manera similar se genera el segundo hijo, pero con las subcadenas restantes⁹.

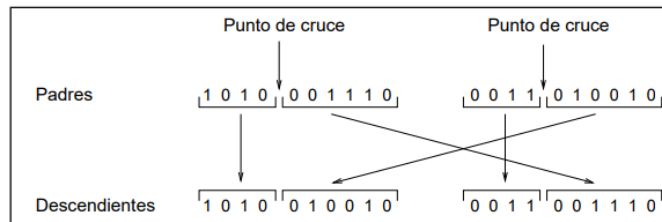


Ilustración 7: Cruce de 1 punto.

Fuente: Moujahid, A. Inza, I. y Larrañaga, P. Tema 2 – Algoritmos Genéticos.

- **Cruce de 2 puntos (Double Point Crossover):** En vez de elegir un único corte como el método anterior, se eligen dos puntos de corte, evitando siempre que uno de los puntos sea el final del cromosoma. Para obtener los hijos resultantes, se toman los segmentos laterales de un padre y se mezclan con el segmento central del otro padre.

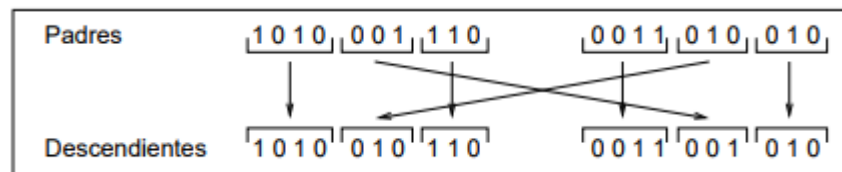


Ilustración 8: Cruce de 2 puntos.

Fuente: Moujahid, A. Inza, I. y Larrañaga, P. Tema 2 – Algoritmos Genéticos.

- **Cruce Uniforme:** Cada gen del descendiente se obtiene de cualquiera de los padres de forma aleatoria. Una opción es generar un número aleatorio. Si este número supera un cierto umbral se elegirá un padre determinado y si no lo supera se elige al otro. Otro método es seleccionar una máscara. En caso de que el bit correspondiente a la máscara esté en 1, se copia el gen de un progenitor y en caso de que esté en 0 se copia el gen del otro progenitor.

Máscara de cruce	1	0	0	1	0	0	1
Padre 1	1	1	0	1	1	0	1
	↓			↓			↓
Descendiente	1	0	0	1	1	1	1
	↑	↑		↑	↑		
Padre 2	0	0	0	1	1	1	0

Ilustración 9: Cruce Uniforme.

Fuente: Moujahid, A. Inza, I. y Larrañaga, P. Tema 2 – Algoritmos Genéticos.

- **Mutación:** Existen diferentes métodos de mutación desde una simple mutación de bits hasta el reemplazo de un gen con valores aleatorios. Las tasas de mutación pequeñas garantizan que un individuo no difiera mucho de sus padres en el genotipo. La mutación sirve para evitar la pérdida de diversidad genética entre las soluciones e intenta evitar que el algoritmo converja a un mínimo local al detener las soluciones que se acercan demasiado entre sí.

					gen mutado				
					↓				
Descendiente	1	0	1	0	0	1	0	0	1
Descendiente mutado	1	0	1	0	1	1	0	0	1

Ilustración 10: Mutación.

Fuente: Moujahid, A. Inza, I. y Larrañaga, P. Tema 2 – Algoritmos Genéticos.

3.6.4 Operadores genéticos en el Problema Del Agente Viajero (TSP)

Para representar el problema del agente viajero en un algoritmo genético se utiliza la representación basada en trayectoria, la cual es la forma más natural de simbolizar una ruta. En este tipo, un tour se representa como una lista de n ciudades. Si la ciudad i es el j -ésimo elemento de la lista, la ciudad i es la j -ésima ciudad a visitar. Por ejemplo, la ruta $3 - 2 - 4 - 1 - 7 - 5 - 8 - 6$ se representará como $(3\ 2\ 4\ 1\ 7\ 5\ 8\ 6)^{42}$.

Debido a que los operadores clásicos no funcionan con esta representación, se han definido otros operadores de cruce y mutación.

3.6.4.1 Operadores de Cruce

- **Operador de cruce basado en una correspondencia parcial (PMX):** Una parte de la ristra representando a uno de los padres, se hace corresponder con una parte, de igual tamaño, de la ristra del otro padre, intercambiándose la información restante. Por ejemplo, si consideramos los dos padres siguientes:

$(1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8)$ y $(3\ 7\ 5\ 1\ 6\ 8\ 2\ 4)$,

el operador PMX crea las giras descendientes de la siguiente manera. En primer lugar, selecciona con probabilidad uniforme dos puntos de corte a lo largo de las ristas que representan las giras padres. Supongamos que el primer punto de corte se selecciona entre el tercer y el cuarto elemento de la gira, y el segundo entre el sexto y el séptimo elemento:

$(1\ 2\ 3\ |\ 4\ 5\ 6\ |\ 7\ 8)$ y $(3\ 7\ 5\ |\ 1\ 6\ 8\ |\ 2\ 4)$.

Se considera que existe una correspondencia biunívoca entre los elementos que forman parte de las subristras comprendidas entre los puntos de corte. En este ejemplo la correspondencia establecida es la siguiente: $4 \leftrightarrow 1$, $5 \leftrightarrow 6$ y $6 \leftrightarrow 8$. A continuación la subristra del primer padre se copia en el segundo hijo. De forma análoga, la subristra del segundo padre se copia en el primer hijo, obteniéndose:

⁴² Moujahid, A. Inza, I. y Larrañaga, P. Tema 2 – Algoritmos Genéticos.

descendiente 1: (x x x | 1 6 8 | x x) y

descendiente 2: (x x x | 4 5 6 | x x).

En el siguiente paso el descendiente i -ésimo ($i=1,2$) se rellena copiando los elementos del i -ésimo padre. En el caso de que una ciudad esté ya presente en el descendiente, se reemplaza teniendo en cuenta la correspondencia anterior. Por ejemplo el primer elemento del descendiente 1 será un 1 al igual que el primer elemento del primer padre. Sin embargo, al existir un 1 en el descendiente 1 y teniendo en cuenta la correspondencia $1 \leftrightarrow 4$, se escoge la ciudad 4 como primer elemento del descendiente 1. El segundo, tercer y séptimo elementos del descendiente 1 pueden escogerse del primer padre. Sin embargo, el último elemento del descendiente 1 debería ser un 8, ciudad ya presente. Teniendo en cuenta las correspondencias $8 \leftrightarrow 6$, y $6 \leftrightarrow 5$, se escoge en su lugar un 5. De ahí que

descendiente 1: (4 2 3 | 1 6 8 | 7 5).

En forma análoga, se obtiene:

descendiente 2: (3 7 8 | 4 5 6 | 2 1).

- **Operador de cruce basado en ciclos (CX):** El operador CX crea un descendiente a partir de los padres, de tal manera que cada posición se ocupa por el correspondiente elemento de uno de los padres. Por ejemplo, considerando los padres (1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1), escogemos el primer elemento del descendiente bien del primer elemento del primer padre o del primer elemento del segundo padre. Por tanto, el primer elemento del descendiente debe ser un 1 o un 2. Supongamos que escogemos el 1. Por el momento, el descendiente tendrá la siguiente forma:

(1 * * * * * *).

A continuación debemos de considerar el último elemento del descendiente. Ya que dicho elemento debe ser escogido de uno de los padres, tan sólo puede tratarse de un 8 o un 1. Al haber sido seleccionado el 1 con anterioridad, se escoge el 8, con lo cual el descendiente estará constituido por

(1 * * * * * 8).

De forma análoga encontramos que el segundo y cuarto elemento del descendiente deben de ser seleccionados del primer padre, lo cual resulta

(1 2 * 4 * * * 8).

Una vez concluido ese ciclo, consideramos a continuación el tercer elemento del descendiente. Dicho elemento puede ser escogido de cualquiera de los padres. Supongamos que lo seleccionamos del segundo padre. Esto implica que los elementos quinto, sexto y séptimo del descendiente deben de escogerse del segundo padre, ya que constituyen un ciclo. De ahí que se obtenga el siguiente descendiente (1 2 6 4 7 5 3 8).

- **Operador de cruce basado en el orden (OX1):** El operador OX1 construye descendientes escogiendo una subgira de un padre y preservando el orden relativo de las ciudades del otro padre. Por ejemplo, considerando las dos giras padres anteriores:

(1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1),

y suponiendo que se escoge un primer punto de corte entre el segundo y el tercer elemento y un segundo punto entre el quinto y el sexto elemento, se tiene

(1 2 | 3 4 5 | 6 7 8) y (2 4 | 6 8 7 | 5 3 1).

Los descendientes se crean de la siguiente manera. En primer lugar, las subgiras comprendidas entre los puntos de corte se copian en los descendientes, obteniéndose

(* * | 3 4 5 | * * *) y (* * | 6 8 7 | * * *).

A continuación, comenzando por el segundo punto de corte de uno de los padres, el resto de las ciudades se copian en el orden en el que aparecen en el otro padre, omitiéndose las ciudades ya presentes. Cuando se llega al final de la ristra de la gira padre, se continúa en su primera posición. En nuestro ejemplo, esto da origen a los siguientes hijos:

(8 7 | 3 4 5 | 1 2 6) y (4 5 | 6 8 7 | 1 2 3).

- **Operador de cruce basado en el orden (OX2):** El operador OX2, el cual puede considerarse como una modificación del OX1 para los problemas de secuenciación de tareas. El operador OX2 selecciona al azar varias posiciones en el string de uno de los padres, para a continuación imponer en el otro padre, el orden de los elementos en las posiciones seleccionadas. Por ejemplo consideremos los padres

(1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1),

y supongamos que en el segundo padre se seleccionan las posiciones segunda, tercera y sexta. Los elementos en dichas posiciones son 4, 6 y 5 respectivamente. En el primer padre dichos elementos se encuentran en las posiciones cuarta, quinta y sexta. El descendiente coincidirá con el primer padre si exceptuamos las posiciones cuarta, quinta y sexta:

(1 2 3 * * * 7 8).

A continuación rellenamos los huecos del descendiente teniendo en cuenta el orden con el que aparecen en el segundo padre. Como resultado obtenemos

(1 2 3 4 6 5 7 8).

Cambiando el papel entre el primer y segundo padre, y utilizando las mismas posiciones seleccionadas, obtendremos el segundo descendiente:

(2 4 3 8 7 5 6 1).

- **Operador de cruce basado en la posición (POS):** Se propone una segunda modificación al operador OX1 para los problemas de secuenciación. El operador POS también comienza seleccionando al azar un conjunto de posiciones en las giras padres. Sin embargo este operador impone, la posición de los elementos seleccionados, en los correspondientes elementos del otro padre. Por ejemplo, si consideramos los padres

(1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1),

y suponemos que se seleccionan las posiciones segunda, tercera y sexta, esto nos proporcionaría los siguientes descendientes:

(1 4 6 2 3 5 7 8) y (4 2 3 8 7 6 5 1).

3.6.4.2 Operaciones De Mutación

- **Operador de mutación basado en el desplazamiento (DM):** El operador DM comienza seleccionando una sublista al azar. Dicha sublista se extrae de la gira, y se inserta en un lugar aleatorio. Por ejemplo, si consideramos la gira representada por

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y suponemos que se selecciona la sublista (3 4 5), después de quitar dicha sublista tenemos (1 2 6 7 8). Supongamos que aleatoriamente seleccionamos la ciudad 7 para insertar a partir de ella la subgira extraída. Esto produciría la gira:

(1 2 6 7 3 4 5 8).

- **Operador de mutación basado en cambios (EM):** El operador EM selecciona al azar dos ciudades en la gira y las cambia. Por ejemplo, si consideremos la gira representada por

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y suponemos que seleccionamos al azar la tercera y la quinta ciudad. El resultado del operador EM sobre la gira anterior sería

(1 2 5 4 3 6 7 8).

- **Operador de mutación basado en la inserción (ISM):** El operador ISM escoge aleatoriamente una ciudad en la gira, para a continuación extraer dicha ciudad de la gira, e insertarla en un lugar seleccionado al azar. Por ejemplo, si consideramos de nuevo la gira

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y suponiendo que se seleccione la ciudad 4, para colocarla a continuación de la ciudad 7, el resultado sería

(1 2 3 5 6 7 4 8).

- **Operador de mutación basado en la inversión simple (SIM):** El operador SIM selecciona aleatoriamente dos puntos de corte en la ristra, para a continuación revertir la subristra comprendida entre ambos. Por ejemplo, si consideramos la gira

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y suponemos que el primer punto de corte se escoge entre la segunda y tercera ciudad, y el segundo punto de corte se escoge entre la quinta y la sexta ciudad, la gira resultante sería

(1 2 5 4 3 6 7 8).

- **Operador de mutación basado en la inversión (IVM):** El operador IVM es similar al operador DM. Se selecciona al azar una subgira, para a continuación y una vez extraída la misma, insertarla en orden contrario en una posición seleccionada aleatoriamente. Por ejemplo, si consideramos la gira

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y se supone que se escoge la subgira (3 4 5), para insertarla a continuación de la ciudad 7, obtendríamos (1 2 6 7 5 4 3 8).

- **Operador de mutación basado en el cambio (SM):** Este operador de mutación selecciona una subgira al azar y a continuación cambia el orden de las ciudades de la misma. Por ejemplo, considerando la gira

(1 2 3 4 5 6 7 8),

y suponiendo que se escoge la subgira (4 5 6 7) podríamos obtener como resultado

(1 2 3 5 6 7 4 8).

3.7. EVALUACIÓN DE ALGORITMOS

La evaluación de cualquier método heurístico está sujeta a la comparación de una serie de criterios que se relacionan con diversos aspectos del rendimiento del algoritmo. Ejemplos de tales criterios son el tiempo de ejecución, la calidad de la solución, la facilidad de implementación, la solidez y la flexibilidad. Dado que los métodos heurísticos están diseñados en última instancia para resolver problemas del mundo real, la flexibilidad es una consideración importante. Un algoritmo debería ser capaz de manejar fácilmente los cambios en el modelo, las restricciones y la función objetivo. En cuanto a la solidez, no debe ser excesivamente sensible a las diferencias en las características del problema: una heurística robusta no debería funcionar mal en ninguna instancia. Además, un algoritmo debería ser capaz de producir buenas soluciones cada vez que se aplica a una instancia determinada. Esto se debe resaltar ya que cualquier heurística no es determinista y contiene algunos componentes aleatorios, como valores de parámetros elegidos al azar. La salida de ejecuciones separadas de estos métodos no deterministas sobre el mismo problema en la práctica nunca es la misma. Esto hace que sea difícil analizar y comparar resultados. Usar solo los mejores resultados de una heurística no determinista, como se hace a menudo en la literatura, puede crear una imagen falsa de su rendimiento real. Por lo tanto, consideramos que los resultados promedio basados en ejecuciones múltiples en cada problema son una base importante para la comparación de métodos no determinísticos. Además, también sería importante informar el peor de los casos.⁴³

El tiempo que tarda una heurística en producir soluciones de buena calidad puede ser crucial al elegir entre diferentes técnicas. De manera similar, la calidad de la solución final, medida por la función objetivo, es importante. Qué tan cerca está la solución de la solución óptima es una medida estándar de calidad o, si la

⁴³ Braysy, O. Gendreau, Michel. (2011). Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part I: Route Construction and Local Search Algorithms. Département d'informatique et de recherche opérationnelle and Centre de recherche sur les transports, Université de Montréal.

heurística está diseñada para simplemente producir soluciones factibles, entonces la capacidad de la heurística para proporcionar tales soluciones es importante.

En general, existe un equilibrio entre el tiempo de ejecución y la calidad de la solución: cuanto más tiempo se ejecuta una heurística, mejor es la calidad de la solución final. Básicamente, esta compensación entre el tiempo de ejecución y la calidad de la solución se puede ver en términos de una optimización multiobjetivo en la que los dos objetivos están equilibrados.

El método más común para evaluar la calidad de la solución de un algoritmo heurístico es el análisis empírico. En general, el análisis empírico implica probar la heurística en una amplia gama de instancias de problemas para tener una idea del rendimiento general. Para llegar a conclusiones que tengan significado en un sentido estadístico, idealmente, el diseño experimental debería usarse en diferentes niveles de los diversos parámetros del algoritmo y los resultados deberían compararse con las técnicas apropiadas.

Otras dificultades enfrentadas especialmente en el contexto de VRPTW son que a menudo solo se informan los mejores resultados obtenidos durante todo el estudio computacional. Además, en algunos casos, los autores no informan el número de ejecuciones o el tiempo de CPU requerido para obtener los resultados informados. En estos casos, es imposible concluir algo acerca de la eficiencia de los métodos, o comparar estos métodos con otros enfoques. La única base adecuada para la comparación de estos métodos sería soluciones óptimas, ya que si hay suficiente tiempo disponible, siempre es preferible resolver los problemas para optimizarlos utilizando métodos exactos. Para poder llegar a conclusiones adecuadas, además del número de ejecuciones y el consumo de tiempo, uno debe responder preguntas tales como cuáles son los límites del algoritmo dado, es decir, qué tan buenos son los mejores resultados que se pueden obtener usando el enfoque particular, y qué tan buena se puede obtener una solución en una cantidad de tiempo dada. En otras palabras, uno debe informar los resultados obtenidos

utilizando diferentes tiempos de cálculo y observar cuánto tiempo se necesita para obtener resultados de una calidad determinada.

En el contexto de VRPTW, la forma más común de comparar la heurística son los resultados obtenidos para los problemas de referencia de Solomon. Estos problemas tienen un centenar de clientes, un depósito central, restricciones de capacidad, ventanas de tiempo en el momento de la entrega y una restricción de tiempo de ruta total. Las clases C1 y C2 tienen clientes ubicados en clústeres y en las clases R1 y R2 los clientes están en posiciones aleatorias. Las clases RC1 y RC2 contienen una mezcla de clientes aleatorios y agrupados. Cada clase contiene entre 8 y 12 instancias de problemas individuales y todos los problemas en cualquier clase tienen las mismas ubicaciones de clientes y las mismas capacidades de vehículos; solo las ventanas de tiempo difieren. En términos de densidad de ventana de tiempo (el porcentaje de clientes con ventanas de tiempo), los problemas tienen ventanas de tiempo de 25%, 50%, 75% y 100%. Los problemas C1, R1 y RC1 tienen un horizonte de programación corto y requieren de 9 a 19 vehículos. Los problemas de horizonte corto tienen vehículos que tienen capacidades pequeñas y tiempos de ruta cortos, y no pueden atender a muchos clientes a la vez. Las clases C2, R2 y RC2 son más representativas de las entregas de larga distancia con horizontes de programación más largos y menos vehículos entre 2 y 4. Tanto el tiempo de viaje como la distancia están dados por la distancia euclidiana entre los puntos.

Los resultados generalmente se clasifican de acuerdo con una función objetivo jerárquico, donde el número de vehículos se considera el objetivo principal, y para el mismo número de vehículos, el objetivo secundario suele ser la distancia recorrida total o la duración total de las rutas. Por lo tanto, una solución que requiere menos rutas siempre se considera mejor que una solución con más rutas, independientemente de la distancia total recorrida. Estos dos objetivos son a menudo contradictorios, lo que significa que la reducción en el número de vehículos a menudo causa un aumento en la distancia total recorrida. Por lo tanto,

se puede obtener una mejor solución en términos de distancia total aumentando el número de rutas.

4. CONCLUSIONES

En la actualidad las empresas buscan minimizar costos y optimizar operaciones logísticas, lo que hace más interesante el estudio del problema de enrutamiento de vehículos (VRP). En la definición de este problema, se definen los 3 componentes más importantes, los clientes los cuales tienen una demanda que debe ser satisfecha, los depósitos se caracterizan según la ubicación y la capacidad; y los vehículos son caracterizados por atributos como capacidad y costo; la capacidad se refiere a las dimensiones del vehículo como por ejemplo peso y volumen máximo soportado, y el costo hace referencia al precio del recorrido del vehículo en la ruta, estos precios pueden ser fijos o variables.

Haciendo uso de un problema de enrutamiento de vehículos es posible lograr diferentes objetivos como:

- Minimizar el costo de transporte global en función de la distancia global recorrida, así como los costos fijos asociados con los vehículos y conductores usados
- Minimizar la cantidad de vehículos necesarios para atender a todos los clientes.
- Mínima variación en el tiempo de viaje y la carga del vehículo.
- Reducir al mínimo las sanciones por un servicio de baja calidad.

Existen diversas variantes de dicho problema haciendo que las empresas se adecuen de acuerdo a sus necesidades y características. Dependiendo de las características, el VRP se puede clasificar en homogéneos y heterogéneos. Un VRP homogéneo es cuando todos los nodos cuentan con características comunes, dentro de esta clasificación se tiene el DVRP el cual restringe la máxima longitud (o tiempo) que se puede recorrer en una ruta, si además se debe restringir la capacidad del vehículo se denomina DCVRP; cuando la empresa

requiere que los consumidores retornen algunas mercancías, se aplica el VRPB. Si la empresa permite que un mismo cliente pueda ser atendido por diferentes vehículos, se utiliza el SVRP siempre y cuando se reduzca el costo total de la ruta. Cuando los clientes sólo pueden ser visitados en unos horarios específicos, es usado el VRPTW. En el caso contrario en que las características sean desiguales para cada uno de los nodos del problema, se adecúa los VRP heterogéneos. En esta categoría se encuentra el VRPHF en el cual los costos y las capacidades de los vehículos varían; el PVRP en este modelo el período de planeación es de N días; Cuando cada vehículo puede llevar a cabo varias rutas en un mismo periodo de planeación, se utiliza el Multi-trip VRP; En el MDVRP se tienen múltiples depósitos dentro del problema, por lo tanto, es necesario asignarle un depósito a cada cliente; En el SVRP uno o varios de los componentes del modelo son aleatorios.

Para dar una solución al problema de enrutamiento de vehículos (VRP) y sus variantes se utilizan los métodos exactos, heurísticas y metaheurísticas. Entre los métodos exactos se encuentran la búsqueda directa de árbol y la programación lineal y entera. Un método heurístico es utilizado cuando el problema es de una naturaleza tal que no se conoce ningún método exacto para su resolución, o aunque exista un método exacto para resolver el problema, su uso es computacionalmente muy costoso o inviable. Un método heurístico es más flexible que un método exacto, permitiendo, por ejemplo, la incorporación de condiciones de difícil modelización. Dentro de la clasificación de los métodos heurísticos se encuentran los métodos constructivos, los cuales son procedimientos que son capaces de construir una solución a un problema dado y por otro lado, los métodos de búsqueda parten de una solución factible dada y a partir de ella intentan mejorarla. Debido a que las heurísticas son propensas a quedar en óptimos locales, se crean las metaheurísticas intentando enriquecer y mejorar los algoritmos heurísticos, la clasificación de la metaheurística se define en función de

qué tipo de heurística se pretende mejorar; sin embargo se pueden clasificar en Metaheurísticas Inspiradas en la física, la biología y la evolución.

Entre las metaheurísticas inspiradas en la evolución se encuentran los algoritmos genéticos, o algoritmos evolutivos, que se definen como técnicas heurísticas de búsqueda estocástica guiada inspirada por los mecanismos de la selección natural, la genética y la evolución. El objetivo principal es la búsqueda de parámetros que minimicen una función o funciones. Entre las ventajas de estos algoritmos se encuentran su habilidad para manipular muchos parámetros simultáneamente, se ven poco afectados por los máximos locales (falsas soluciones) y además, las diferentes soluciones se ejecutan de forma simultánea, no de forma secuencial como las técnicas clásicas; pero entre sus desventajas se tiene la definición del problema, también puede tardar mucho en converger o por el contrario, converger prematuramente.

Los operadores genéticos son utilizados para guiar a los algoritmos genéticos a alcanzar una óptima solución, dichos operadores fueron creados con la idea de crear y conservar la diversidad genética, combinar soluciones existentes y a partir de estas nuevas soluciones, seleccionar la más apropiada. Entre los operadores de selección más utilizados se encuentran selección por torneo, selección por ruleta, selección universal estocástica y selección elitista. Para la recombinación se usan los cruces por 1 punto, 2 puntos o uniforme.

Debido a que los operadores clásicos no funcionan con la representación utilizada en los problemas VRPTW, se han definido en la literatura diferentes operadores de cruce y mutación.

5. RECOMENDACIONES

Esta monografía define las nociones fundamentales necesarias para el entendimiento de la tesis de maestría anteriormente mencionada, ya que presenta los conceptos básicos relacionados con el problema del agente viajero (TSP) y su historia, además se describe la variante VRP (Problema de Enrutamiento de Vehículos), sus características y los diferentes tipos que se derivan de ella; de acuerdo al alcance de la tesis de maestría, se profundiza en el VRPTW (Problema de Enrutamiento de Vehículos con Ventanas de Tiempo), mostrando su definición y las generalizaciones presentadas en la literatura. Para dar una solución a este tipo de problemas son utilizadas las heurísticas y metaheurísticas, dentro de las cuales se encuentran los algoritmos genéticos, se muestran las ventajas y desventajas, así como la definición de los operadores genéticos junto con los tipos más utilizados.

Este proyecto es de gran utilidad ya que se describe a nivel general las diferentes definiciones, lo que permite que cualquier persona que vaya a aplicar conceptos como TSP, VRP, VRPTW o algoritmos genéticos, puedan encontrar una base teórica en esta monografía.

BIBLIOGRAFÍA

- Applegate, D. Bixby, R y Cook, W. (2007). The Traveling Salesman Problem. Princeton University Press.
- Arranz de la Peña, J. Parra Truyol, A. Algoritmos Genéticos. Universidad Carlos III.
- Baluja, S; Caruana, R. (1995). Removing the genetics from the standard genetic algorithm.
- Dantzig, G .y Ramser, J. (1959). The Truck Dispatching Problem.
- Díaz, A., Glover, F., Ghaziri, H.M. (1996). Optimización Heurística y Redes Neuronales. Madrid, Paraninfo.
- Estévez Valencia, P. (1992). Optimización mediante algoritmos genéticos. Universidad de Chile. Págs. 83-92.
- Golden, B. Raghavan, S. y Wasil, E. (2008). The vehicle routing problem: latest advances and new challenges. Springer, New York, pp 3-122.
- Guan, D.J. y Zhu, X. (1998). Multiple capacity vehicle routing on paths. Siam J. Discrete math, Vol. 11, No. 4, pp 590-602.
- Hoffman, K. Padberg, M y Rinaldi, G. (2001). Traveling salesman problem. Kluwer Academic Publishers.
- Laporte, G. (1992). The Vehicle Routing Problem: An overview of exact and approximate algorithms. European Journal of Operational Research 59 pág. 345-358.
- Martí, R. Procedimientos Metaheurísticos en Optimización Combinatoria. Recuperado de <http://www.uv.es/~rmarti/>.
- Melián, B. Pérez, J.A. (2003). Metaheurísticas: una visión global. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. N.19 pp. 7-28.

Moujahid, A. Inza, I. Larrañaga, P. Tema 2 Algoritmos Genéticos. Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial.

Nasser A. El-Sherbeny. Enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo: Una visión general de los métodos exactos, heurísticos y metaheurísticos.

Olivera, A. (2004). Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos.

Peñalva, S. (2015). El problema del Viajante: Métodos de resolución y un enfoque hacia la teoría de la computación.

Restrepo, J.H. Medina, P.D. y Cruz, E.A. (2008). Un problema logístico de programación de vehículos con ventanas de tiempo, *Scientia et Technica – Universidad Tecnológica de Pereira*, Vol. 14, No 39.

Rocha, L.; González, C. y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. En: *Ingeniería*, Vol. 16, No. 2, pág. 35 - 55.

Rodríguez Pérez, J. Caracterización, Modelado y Determinación de las Rutas de la Flota en una Empresa de Rendering.

Rodriguez Ortiz, C. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores. Universidad Rey Juan Carlos.

Rodríguez Muro, M. (2005). Optimización de la genotipificación de ADN como un problema de Selección de Características. Puebla, México.

Sadiq, S. M. y Habib, Y. (1999). *Iterative Computer Algorithms with Applications in Engineering. Solving Combinatorial Optimization Problems*. Wiley.

Schrijver, A. (2005). On the history of combinatorial optimization. *Handbook of Discrete Optimization*.

Suárez, O. Una aproximación a la heurística y metaheurística. Universidad Antonio Nariño.

Tonci, C. y Hrvoje, G. (2008). Vehicle Routing Problem.

Toth, P. y Vigo, D. (2002). The Vehicle Routing Problem. Society of Industrial and Applied Mathematics (SIAM) monographs on discrete mathematics and applications, Philadelphia, USA, pp 1-23, 109-149.

Voigt, B. (1832). The travelling salesman — how he must be and what he should do in order to get commissions and be sure of the happy success in his business — by an old commis-voyageur.

Zanakis, S. H. y Evans, J. R. (1981). Heuristic 'Optimization': Why, When and How to Use It. Interfaces. Vol. 11.